

Prediction of Tehran Stock Exchange using Ant Colony Optimization

Reza Raei^{1*}, Mohammadreza Rostami²,
Mary Hashempour³

1. Professor of Management Group, Faculty of Management, Tehran University, Tehran, Iran
2. Assistant Professor of Management Group, Faculty of Social Sciences & Economics, Alzahra University, Tehran, Iran
3. M.A. Student of Management Group, Faculty of Social Sciences & Economics, Alzahra University, Tehran, Iran

Receive: 22/8/2013

Accept: 9/3/2014

Appropriate methods for prediction of future trends in capital markets lead to a better decision making for market participants. Classic methods don not perform well in prediction of financial markets due to the nonlinear and chaotic nature of these markets. Moreover, information extracted from data disappear quickly, so these method are not workable in the long run.

The goal of this paper is using ant colony optimization algorithm for prediction of Tehran Stock Exchange's total return index (TEDPIX) data. First, we used the largest Lyapunov exponent to the consider chaotic nature of TEDPIX and then the ant colony optimization paradigm we employed to analyze topological structure of the attractor behind the given time series and to single out the typical sequences corresponding to the different parts of the attractor. The typical sequences were used to predict the time series values.

Eventually with respect to MSE , RMSE and MAE, ACO has lower error than GARCH and EGARCH models; however, Diebold Marino test shows that there is no difference if we use ACO or GARCH models for prediction; this represents that differences of error for different models in this article are very little. This article with detachment of typical sequences allows a structural method for prediction of chaotic data. So in prediction of data with many fluctuations and in long term, it can result to a better predictions. The algorithm of this paper is able to provide robust prognosis to the periods comparable with the horizon of prediction.

Keywords: Ant Colony Optimization (ACO), Chaos, Typical Sequences.

* Corresponding Author's E-mail: rraie@ut.ac.ir

پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی با استفاده از بهینه‌سازی کلونی مورچگان در بورس اوراق بهادار تهران

رضا راعی^{۱*}، محمد رضا رستمی^۲، مریم هاشم‌پور^۳

۱. استاد گروه مدیریت، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران
۲. استادیار گروه مدیریت، دانشکده علوم اجتماعی و اقتصاد، دانشگاه الزهراء، تهران، ایران
۳. دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت، دانشکده علوم اجتماعی و اقتصاد، دانشگاه الزهراء، تهران، ایران

پذیرش: ۹۲/۱۲/۱۸

دریافت: ۹۲/۵/۲۱

چکیده

وجود روش‌های مناسب پیش‌بینی روندهای آینده بازار سرمایه منجر به تصمیم‌گیری‌های بهتری از جانب فعالان این بازارها خواهد شد. اغلب به دلیل ماهیت غیر خطی و آشوب‌گونه بازارهای مالی مدل‌های کلاسیک پیش‌بینی عملکرد مطلوبی نداشته و اطلاعات موجود در داده‌ها با گذشت زمان به سرعت از بین رفته و در این صورت استفاده از آن‌ها در بلندمدت مفید نخواهد بود [۱، ص ۶۴].

هدف این مقاله به کار بردن الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان برای پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران است. برای به کار بردن الگوریتم نخست با به‌کارگیری آزمون بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف ماهیت آشوبی داده‌های شاخص کل بورس مورد بررسی قرار گرفت، سپس با به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان نقاط جاذب تحلیل و در نهایت با استخراج دنباله‌های اعداد منتهی به نقاط جاذب پیش‌بینی انجام شد.

در پایان مقایسه نتایج پیش‌بینی با استفاده از آماره‌های سنجش خطا تأیید کرد که الگوریتم مبنی بر بهینه‌سازی کلونی مورچگان داده‌ها را به خوبی و با کمترین خطا نسبت به مدل‌های گارچ تخمین می‌زند، البته نتایج بررسی با استفاده از آماره دایبولد ماریانو برابری نتایج پیش‌بینی را رد نکرد. الگوریتم ارائه شده این مقاله با تفکیک دنباله‌های جاذب روشی ساختارمند برای پیش‌بینی سیستم‌های آشوبی ارائه می‌دهد، بنابراین انتظار می‌رود که در بلندمدت و در پیش‌بینی‌های با نوسان‌های زیاد نتایج قابل قبولی ارائه دهد.

کلیدواژه‌ها: بهینه‌سازی کلونی مورچگان، آشوب، دنباله‌های جاذب.

۱- مقدمه

روند رو به رشد سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه علاوه بر افزایش تعداد سرمایه‌گذاران، نشان‌دهنده افزایش مبالغ سرمایه‌گذاری در این بازارها است، مهم‌ترین عاملی که در این بازار همواره مورد توجه است، قیمت سهام و میزان نوسان‌های آن است، مطالعه بر روشی که بتواند مقادیر آینده بازده و یا قیمت سهام را پیش‌بینی کند، بر جذابیت و نیز بر کاهش عدم اطمینان سرمایه‌گذاری در این بازارها می‌افزاید.

تصمیم‌گیری نیازمند پردازش اطلاعات کمی و دانش کیفی است. از آغاز تاریخ بشر اصطلاحات عددی نیز منشأ کیفی داشته‌اند، اما از جنگ جهانی دوم روش‌های مقداری و کمی مهم‌ترین ابزار برای فرموله کردن، تحلیل و حل مسائل سازمانی و اقتصادی شده‌اند. روش‌های مختلف پیش‌بینی و بهینه‌سازی کمی تاکنون در مدیریت استفاده بسیار زیادی داشته است.

یک سیستم دارای جنبه‌های کمی و کیفی است که در هر زمان تنها جنبه‌های کمی نمی‌تواند بیانگر وضعیت کلی سیستم باشد، بنابراین روش‌های کمی همیشه موفقیت کامل را در حل مسائل به همراه ندارند. یکی از مهم‌ترین روش‌های کیفی که می‌تواند در تحلیل مسائل کیفی سیستم‌ها به یاری بشر بیاید، سیستم‌های هوشمند (هوش مصنوعی) است.

کار بر هوش مصنوعی در دهه ۱۹۵۰ به وسیله پیشگامان در رشته‌های آمار، عصب‌شناسی، روانشناسی و ... آغاز شد. در این‌گونه روش‌ها بشر در پی تسخیر عالم هستی است و سعی دارد تا از بهترین و مؤثرترین روش‌های طبیعی استفاده کند [۲، ص ۱۳۳-۱۳۴].

روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی قیمت سهام به وجود آمده است که می‌توان آن‌ها را در چهار گروه مدل‌های بنیادی، تکنیکی، گام تصادفی و آشوبی تقسیم کرد.

مدل‌های آشوبی براساس نظریه آشوب بوده و نظریه آشوب در بازار سهام در مقابل نظریه کارایی بازار سهام مطرح می‌شود و بر تصادفی نبودن فرایند حاکم بر قیمت‌های سهام دلالت می‌کند. این نظریه ادعا می‌کند که یک فرایند غیرخطی، پویا و پیچیده که به نظر تصادفی می‌رسد، اما در واقع معین است و نسبت به شرایط اولیه حساسیت بالایی دارد؛ بر روند قیمت‌ها حاکم است. در نتیجه براساس این نظریه با کشف فرایند حاکم بر روند قیمت‌های سهام، پیش‌بینی آن‌ها ممکن می‌شود [۳، ص ۱۰۴].

این پژوهش درصدد یافتن روشی نوین در پیش‌بینی داده‌های آشوبی است. روش کار به

این صورت است که نخست با استفاده از آزمون لیاپانوف، ماهیت داده‌های شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران بررسی شد، سپس الگوریتم توسعه داده شده براساس کلونی مورچگان روی داده‌ها مورد آزمون قرار گرفت. درنهایت نیز نتایج پیش‌بینی با مدل‌های نوسان شرطی گارچ وای گارچ و با استفاده از آماره‌های سنجش خطا مقایسه شد و آماره دایبولد ماریانو برای بررسی قدرت پیش‌بینی مدل‌ها به کار گرفته شد.

۲- ادبیات نظری و پیشینه تحقیق

۲-۱- تئوری آشوب

تئوری آشوب رفتار سیستم‌های پویا را بررسی می‌کند که به طور شدیدی به شرایط اولیه حساسند، به این ویژگی اثر پروانه‌ای می‌گویند. این موجب می‌شود که پیش‌بینی بلندمدت به طور کلی غیر ممکن باشد. سیستم‌های آشوبی مورد بحث در اینجا شرایط قضیه تیکن را دارند و بنابراین معین و قطعی هستند، به این معنا که رفتار آتی آن‌ها کاملاً به وسیله شرایط اولیه آن‌ها مشخص می‌شود و شامل هیچ‌گونه عنصر تصادفی نیستند [۴، ص ۵۶]. البته ماهیت قطعی این سیستم‌ها آن‌ها را قابل پیش‌بینی نمی‌سازد [۵، ص ۱۹۵]. این رفتار به آشوب قطعی یا همان آشوب معروف است. در واقع ادوارد لورنز آشوب را به صورت زیر تعریف می‌کند: آشوب زمانی رخ می‌دهد که وضعیت حال آینده را مشخص می‌سازد، اما وضعیت حال برآورد شده آینده را مشخص نمی‌سازد [۶، ص ۱۳۰].

ونگ و لیو (۲۰۰۵) با استفاده از بهینه‌سازی کلونی مورچگان به داده‌کاوای سری‌های زمانی پرداخته‌اند و نتایج حاصل از تحقیق آن‌ها نشان می‌دهد که رویکرد بهینه‌سازی مورچگان در دسته‌بندی اطلاعات سری زمانی، خطرپذیری از دست‌دادن داده‌های با ارزش را کاهش می‌دهد [۷، ص ۹۲۱].

جیانو (۲۰۰۸) یک رویکرد ترکیبی شبکه عصبی و بهینه‌سازی کلونی مورچگان را برای پیش‌بینی سری داده‌های مالی به کار برده است. وی از الگوریتم بهینه‌سازی مورچگان برای بهبود پارامترهای شبکه عصبی استفاده کرده و نتایج خروجی انطباق زیادی با داده‌های واقعی نشان می‌دهد [۸، ص ۱۴۳۷].



کومار و همکاران (۲۰۰۹) به قیمت‌گذاری مشتقات مالی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مورچگان پرداختند. در این تحقیق از الگوریتم اصلاح شده برای قیمت‌گذاری مشتقات مالی استفاده شده است و مورچه‌ها برای یافتن زمان بهینه برای معامله اوراق اختیار خرید به کار رفته‌اند. الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش فضای راه‌حل را برای یافتن راه‌حل بهینه تحت چندین محدودیت تعریف شده به وسیله عامل جستجو می‌کند. در این پژوهش اولیه نشان داده می‌شود که بهینه‌سازی مورچگان اصلاح شده در پیش‌بینی زمان بهینه فروش یک اوراق اختیار معامله نمونه عملکرد قابل قبولی دارد [۹، ص ۵۱].

توسکاری (۲۰۰۹) به تخمین تولید و تقاضای انرژی با استفاده از رویکرد بهینه‌سازی مورچگان پرداخته است، نتایج حاصل از تحقیق وی نشان می‌دهد که رویکرد بهینه‌سازی کلونی مورچگان تولید و تقاضا را نسبت به روش‌های خطی بهتر تخمین می‌زند [۱۰، ص ۱۱۸۱]. وانگ، نیو و وو (۲۰۰۹) به پیش‌بینی بارالکترونیک با استفاده از رویکرد ترکیبی ماشین بردار پشتیبان و بهینه‌سازی کلونی مورچگان پرداخته‌اند. در این پژوهش کلونی مورچگان برای پردازش داده‌های بسیار و حذف داده‌های اضافی به کار رفته است و این شیوه با ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی مقایسه شده و دقت بیشتر این مدل نسبت به دو روش دیگر مورد تأیید قرار گرفته است [۱۱، ص ۲۵۳۱].

در تحقیقات مدل‌های بسیاری از شبکه‌های عصبی با روش آموزش مختلف، نوع انتخاب مجموعه ترکیبات و توپولوژی بهینه‌سازی متفاوت به کار رفته است. در بیشتر این مطالعات وزن‌های بهینه برای بهبود الگوریتم یادگیری مورد استفاده قرار می‌گیرند. رضا تهرانی و فریبا خدایار (۲۰۱۰) به پیش‌بینی شاخص قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی پرداختند. در این تحقیق روش الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان برای تعیین وزن‌های ارتباطی شبکه عصبی به کار رفته و پیش‌بینی شاخص قیمت سهام انجام شده است. در این مطالعه الگوریتم بهینه‌سازی مورچگان نه تنها برای بهبود الگوریتم یادگیری به کار رفته بلکه این الگوریتم پیچیدگی فضای حالت را نیز کاهش می‌دهد. الگوریتم بهینه‌سازی مورچگان وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها را در شبکه عصبی بهینه می‌کند و محدودیت‌های الگوریتم کاهش گرادیان را کاهش می‌دهد. نتایج تجربی در این تحقیق نشان می‌دهد که روش الگوریتم بهینه‌سازی مورچگان، مدل بهینه در مقایسه با دیگر مدل‌های مرسوم است [۱۲، ص ۲۲۱].

پیش‌بینی داده‌های آشوبی براساس تئوری ساخت دوباره فضای فازی در زمینه‌های پژوهشی بسیاری به کار رفته است و مدل‌های خطی با توجه به چند منظوره بودن و مقدار محاسبات کم آن به طور گسترده‌ای در پیش‌بینی آشوب به کار می‌رود. پارامترهای تأخیر زمانی و ابعاد به کار رفته در مدل پیش‌بینی خطی می‌تواند مقادیر متفاوتی با توجه به ساخت دوباره فضای فاز به دست آورد. چوی و ژیانگ (۲۰۱۲) به پیش‌بینی سری‌های زمانی آشوبی با استفاده از بهینه‌سازی تجمعی ذرات باینری پرداختند. در این تحقیق، آن‌ها بهینه‌سازی تجمعی ذرات باینری را برای انتخاب پارامترهای بهینه مدل پیش‌بینی خطی جدید با قابلیت جستجوی قدرتمند به کار بردند. هدف اصلی آن‌ها در این روش افزایش دقت پیش‌بینی مدل خطی بود و در این تحقیق مدل پیش‌بینی تک‌مرحله‌ای و چند مرحله‌ای خطی داده‌های آشوبی را پیش‌بینی می‌کند. نتایج تحقیق امکان‌پذیر بودن و اثربخش بودن روش پیش‌بینی را نشان می‌دهد [۱۳، ص ۳۷۷].

نتایج تحقیق عادل آذر و همکاران (۱۳۸۵) با مقایسه روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی و مدل‌های ترکیبی در پیش‌بینی شاخص قیمت سهام نشان داد که روش‌های هوش مصنوعی و روش‌های ترکیبی نتایج بهتری نسبت به روش‌های کلاسیک داشته است [۱۴، ص ۱۲]. با توجه به تحقیق انجام شده توسط عالیه کاظمی و همکاران (۱۳۸۹) در پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش حمل‌ونقل با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، مقایسه نتایج این روش با روش‌های رگرسیون چند متغیر با استفاده از آماره‌های سنجش خطا، خطای کمتری را در روش شبکه عصبی نشان داد [۱۵، ص ۲۰۳]. رمضانیان و همکاران (۱۳۹۰) به پیش‌بینی قیمت نفت در ۱۹۷۰ تا ۲۰۰۵ میلادی پرداختند. نتایج حاصل از تحقیق آن‌ها برتری روش‌های شبکه عصبی نسبت به روش‌های سنتی را تأیید کرد [۱۶، ص ۱۴۹]. جعفری و همکاران (۱۳۹۰) نیز روند شاخص کل بورس تهران را از لحاظ ابعاد فراکتالی و آشوبی مورد تحلیل قرار دادند. در این پژوهش ویژگی‌های مقیاسی شاخص کل بورس تهران از طریق تحلیل چند فراکتالی نوسان‌های روندزایی شده بررسی شده است و نمای مقیاسی به‌دست آمده برای سری‌های زمانی روزانه شاخص کل نشان می‌دهد که دو نوع مختلف توزیع‌های احتمال دم - کلفت و همبستگی‌های بلندمدت باعث چند فراکتالی شدن نوسان‌های شاخص بورس اوراق بهادار تهران می‌شوند، قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران دارای همبستگی و حافظه می‌باشند و



سرمایه‌گذاران خبر می‌توانند با توجه به آن‌ها بازه بیشتری به دست آورند [۱۷، ص ۱۱۵]. باقی‌نیری (۱۳۹۰) به بررسی رفتار قیمت سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از آزمون آشوب‌گونگی و تحلیل نقاط جاذب پرداخته است. در این تحقیق، آشوبی بودن شاخص بازار و نیز داده‌های حاصل از بازار سرمایه به اثبات رسیده است [۱۸، ص ۱۷].

میرفخرالدینی و همکاران (۱۳۹۱) به پیش‌بینی مصرف انرژی با مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک و مقایسه آن با روش‌های سنتی پرداختند. نتایج تحقیق با استفاده از آماره‌های خطا نشان داد که روش هوش مصنوعی به کار رفته نتیجه بهتری نسبت به روش‌های سنتی دارد [۱۹، ص ۱۹۶].

۳- روش‌شناسی تحقیق

۳-۱- آزمون آشوب

روش‌های متعددی برای تشخیص آشوب در سری‌های زمانی وجود دارد که مهم‌ترین آن‌ها تخمین بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف است. نمای لیاپانوف میانگین نرخ رشد همگرایی یا واگرایی مسیرهای نزدیک به هم در فضای ایجاد شده به وسیله بردارهای m حافظه است. هر سیستمی با داشتن حداقل یک نمای لیاپانوف مثبت سیستمی آشوب‌گونه است. برای محاسبه بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف دو روش وجود دارد:

۱- روش مستقیم: نرخ رشد واگرایی یا همگرایی بین دو مسیر زمانی را که با یکدیگر اختلاف بسیار کمی در شرایط اولیه دارند، محاسبه می‌کند. الگوریتم رزن اشتاین از آن جمله است.

۲- روش ژاکوبین: این روش که توسط نیچکا و همکاران (۱۹۹۲) مطرح شد، بر پایه بازسازی سری زمانی در فضای حالت است. مرحله اصلی در این روش محاسبه ماتریس ژاکوبین است. الگوریتم تیلور از این دسته است.

در این پژوهش ما توان لیاپانوف را با استفاده از الگوریتم رزن اشتاین محاسبه می‌کنیم.

۳-۱-۱- الگوریتم رزن اشتاین

سری زمانی اسکالر X_i را که به وسیله سیستم پویای معین و آشوب‌گونه ایجاد شده است، در نظر بگیرید. برای سیگنال نویزدار y_i داریم:

$$y_i = x_i + \delta_i$$

δ جزء اخلال است.

برای آسان‌تر شدن کار، سری زمانی را به شکل زیر نرمال می‌کنیم:

$$x_i \rightarrow \frac{x_i}{\sigma_i}$$

σ_x انحراف معیار سری زمانی $\{x_i\}$ است.

اکنون نویز را با انحراف معیار σ_δ به سری می‌افزاییم. اگر $\sigma_\delta = 0.1$ باشد، سطح نویز برابر ۱۰ درصد خواهد بود.

اکنون جاذب را با استفاده از مختصات وقفه زمانی بازسازی می‌کنیم:

$$x_i = (x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+(m-1)L})$$

L وقفه جانشانی، m بعد جانشانی و $\{x_i\}$ جاذب بازسازی شده است.

به طور مشابه داریم:

$$\lambda_\gamma = \lim_{\tau \rightarrow \infty} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{1}{\tau} \ln \left(\frac{|x(\tau) - x_\varepsilon(\tau)|}{\varepsilon} \right), |x(\cdot) - x_\varepsilon(\cdot)| = \varepsilon$$

این روش وقتی تعداد مشاهدات کم است و یا در سیستم نویز وجود دارد و نسبت سیگنال

به نویز پایین است، نیز کارایی دارد [۱۶ و ۱۷].

در این پژوهش بررسی نمای لیاپانوف به روش بعد محاط و با استفاده از الگوریتم رزن

اشتاین صورت می‌گیرد.

۳-۲- الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان

الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان نخست توسط مارکو دوریگو^۲ در سال ۱۹۹۲ در

پایان‌نامه دکتری وی ارائه شد. الگوریتم اولیه قصد داشت یک مسیر بهینه را در یک گراف

بر اساس رفتار کلونی مورچگان در جستجوی مسیری بین لانه و منبع غذا پیدا کند. ایده اولیه



برای حل دسته‌های بسیاری از مسائل عددی توسعه پیدا کرد [۲۰، ص ۲۴۳].
 برای استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان در حل مسائل، نخست باید یک گراف
 تشکیل داد که در آن احتمال حرکت در مسیر بعدی براساس تابع کیفی زیر تعیین می‌شود و
 پس از آن مقدار فرومون و یا وزن هر یال به صورت زیر به روز می‌شود.

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \left(\frac{1}{d_{ij}}\right)^\beta}{\sum_{k \in \text{all allowed vertices}} \tau_{ik}(t)^\alpha \left(\frac{1}{d_{ij}}\right)^\beta}$$

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-p)\tau_{ij}(t) + \sum_{k \in \text{ant, that chose edge (i,j)}} \frac{Q}{L_k}$$

$P_{ij}(t)$ احتمال عبور مورچه در امتداد یال i و j ، $\tau_{ij}(t)$ مقدار فرومون مربوط به یال i و j
 است، d_{ij} فاصله بین نود i و نود j و α و β پارامترهایی برای کنترل تأثیر $\tau_{ij}(t)$ و d_{ij} ، p
 ضریب تبخیر فرومون، L_k هزینه مسیر k ام مورچه و Q نیز یک ثابت است.
 برای مسائل پیش‌بینی سری‌های آشوبی گراف باید نشان‌دهنده ساختار داخلی جاذب
 موجود در سری‌ها باشد و بتواند اطلاعات درباره دنباله‌های جاذب متعلق به بخش‌های مختلف
 جاذب را جمع‌آوری کند [۱۹، ص ۲۲].

قبل از آزمون، تمام داده‌ها در دامنه [۰،۱] نرمالیزه می‌شوند و پارامتر حداکثر فاصله ممکن
 بین دو عدد مجاور از عناصر سری متعلق به دنباله یکسان مشخص می‌شود.

گراف جستجو، یک گراف چندگانه کامل است: $(G = \langle V, E \rangle, |V|=M, |E|=D)$. یک حرکت
 از رأس i ام به رأس j ام از طریق k امین لبه مرتبط با این حقیقت است که دو عنصر سری زمانی
 به ترتیب متعلق به i امین و j امین زیر فاصله و اختلاف بین مکان‌های آن‌ها در سری برابر با k
 است.

دنباله جاذب (d_1, d_2, \dots, d_n) با تعداد زیر فاصله $L(d_1(\delta_1), d_2(\delta_2), \dots, d_{n-1}(\delta_{n-1}), d_n)$
 و اختلاف $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{n-1}$ بین مکان‌های عناصر دنباله در سری تعریف می‌شود.
 با استفاده از گراف و مجموعه دنباله‌های جاذب می‌توان دنباله‌های موجود در سری را به

طور صحیح ارائه داد (دنباله‌هایی که متعلق به بخش‌های مختلف جاذب‌های عجیب هستند). فرض می‌کنیم که دنباله $L(d_1(\delta_1), d_2(\delta_2), \dots, d_{n-1}(\delta_{n-1}), d_n)$ بخشی از سری را بیان می‌کند که از مشاهده $y[n]$ آغاز می‌شود، اگر در نامعادله زیر صدق کند:

$$\left| y \left[n + \sum_{j=1}^i \delta_j \right] - \frac{d_{i+1}}{N} \right| < \varepsilon \forall i = 0 \dots k$$

۳-۳- الگوریتم‌های تحلیل سری و پیش‌بینی

با در نظر گرفتن الگوریتم‌های تعریف شده در این بخش می‌توان با استفاده از کدنویسی اطلاعات مربوط به جاذب‌های موجود در ساختار داده‌ها و دنباله‌های جاذب آن را به دست آورد سپس با استفاده از برنامه طراحی شده در محیط متلب به پیش‌بینی داده‌ها پرداخت.

۳-۳-۱- الگوریتم تجزیه و تحلیل سری

گام ۰: گراف چندگانه جستجو را با مقادیر داده شده پارامترهای الگوریتم بسازید. تمام لبه‌های گراف چندگانه را با مقدار اولیه برابر فرمون مقدار اولیه دهید و مجموعه تهی از دنباله‌های جاذب را بسازید.

گام ۱: مورچه‌ها را به طور تصادفی بین عناصر داده شده سری داده‌ها قرار دهید و تکرار جدید را آغاز کنید.

گام ۲: هر مورچه به سمت عنصر جدید سری حرکت می‌کند و با انجام این کار جزء جدیدی را به دنباله جاری خود می‌افزاید. احتمال انتقال به عنصر جدید سری برابر است با مقدار فرمون برای لبه مربوطه گراف چندگانه.

گام ۳: تعداد ورودی‌های دنباله را در سری محاسبه کنید C_L^k .

گام ۴: دنباله جدید را به مجموعه دنباله جاذب اضافه کنید و فرمون را به لبه‌های گراف چندگانه براساس با دنباله تازه افزوده شده بیافزایید.

گام ۵: اگر $C_L^k < C_{max}$ مورچه مربوطه را حذف کنید، به طوری که C_{max} پارامتر الگوریتم است.

گام ۶: اگر مورچه‌ای در جمعیت باقی مانده است به گام دوم بروید. در غیر این صورت به



گام ۷ بروید.

گام ۷: فرمومون را برای تمام لبه‌های گراف چندگانه تبخیر کنید و به گام یک بروید.
اگر مقدار فرمومون به بیش از P_{ϵ} در مدت k تکرار تغییر نکند، الگوریتم به اتمام می‌رسد.

۳-۲- الگوریتم پیش‌بینی

برای پیش‌بینی X_t و $t \in (t_0; t_0 + N)$ ، به طوری که t_0 عدد آخرین مشاهده است، N حداکثر طول ممکن بخشی از سری است که در دنباله قرار می‌گیرد.

گام ۱: تمام دنباله‌ها را از مجموعه دنباله‌های جاذب پیدا کنید که مرتبطند با بخش قبلاً پیش‌بینی شده سری و شامل عنصر X_t هستند.

گام ۲: دنباله‌ها را از مجموعه دنباله‌های ساخته شده در گام ۱ استخراج کنید.

اگر $\forall i: 0 < i < L: |x_{t+i}^{old} - x_{t+i}^{new}| < D_{max}$ به طوری که L طول بخشی از سری است که در دنباله قرار می‌گیرد. x_{t+i}^{old} و x_{t+i}^{new} عدد شروع دنباله ورودی جدید و قبلی سری است.

گام ۳: دنباله‌ها را از مجموعه ساخته شده در گام ۲ با توجه به پیش‌بینی‌های X_t دسته‌بندی کنید.

گام ۴: دسته‌ها را با توجه به دنباله‌ها استخراج کنید که انحراف معیار مقادیر دسته‌های دنباله با مقادیر از قبل پیش‌بینی شده سری حداقل باشد.

گام ۵: مقادیر پیش‌بینی شده را به صورت میانگین مقادیر برای X_t در دسته‌های دنباله محاسبه کنید.

دنباله‌های جاذب اطلاعات جاذب و میانگین مقدار داده‌ها را از طریق دنباله‌های سری جمع‌آوری می‌کند. این روش پیش‌بینی خوبی فراهم می‌کند که می‌تواند از مقادیر پیش‌بینی شده به عنوان مقادیر اولیه برای پیش‌بینی‌های آینده استفاده شود.

۳-۴- نوع پژوهش

تحقیق حاضر یک تحقیق توصیفی از نوع کاربردی است که هدف از این‌گونه تحقیقات توسعه دانش کاربردی در یک زمینه خاص است.

۳-۵- جامعه آماری

در این تحقیق جامعه آماری شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران است که از تاریخ ۱۳۸۷/۱۲/۱۴ تا ۱۳۹۲/۰۲/۰۷ جمع‌آوری شده که شامل ۱۰۰۰ داده است و میانگین وزنی تمام سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس تهران می‌باشد.

در تحلیل داده‌ها را به دو قسمت داده‌های آموزش الگوریتم و داده‌های پیش‌بینی تقسیم‌بندی می‌کنیم. تعداد داده‌های آموزش شبکه باید بیشتر از داده‌های پیش‌بینی باشد، زیرا مرحله آموزش الگوریتم از حساسیت بالایی برخوردار است. برای داده‌های پیش‌بینی ۱۰۰ داده مورد استفاده قرار گرفته است و ۹۰۰ داده‌ها نیز در الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان برای آموزش الگوریتم به کار رفته است. در مورد مدل‌های گارچ نیز از همان ۱۰۰ داده برای برآورد استفاده کردیم.

جدول ۱ توصیف آماری داده‌ها

| | | | |
|----------|----------------------------------|----------|---|
| ۰/۲۸۰۵۶۶ | چولگی ^۵ | ۲۱۱۰/۸۴۶ | میانگین ^۴ |
| ۲/۳۳۵۲۲۰ | کشیدگی ^۶ | ۲۳۸۲۱/۲۰ | میان ^۶ |
| ۳۱/۵۳۳۴۲ | آماره چارک برای ^۹ | ۴۲۳۳۴/۱۰ | حداکثر ^۸ |
| ۰/۰۰۰۰۰۰ | احتمال نرمالیتی ^{۱۱} | ۷۹۵۵/۴۰۰ | حداقل ^{۱۰} |
| ۱۰۰۰ | تعداد مشاهده‌ها ^{۱۳} | ۷/۱۶E+۱۰ | مجموع انحراف از میانگین داده‌ها ^{۱۲} |

۴- یافته‌های تحقیق

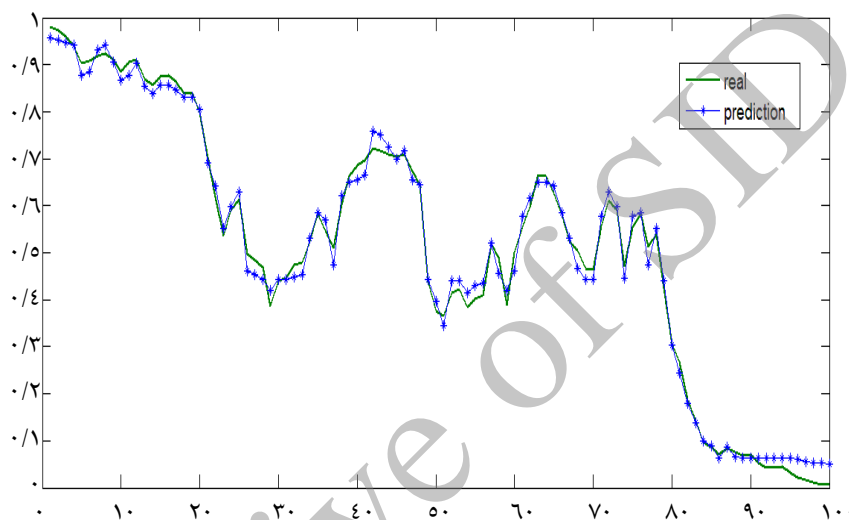
تمام محاسبات مربوط به این پژوهش در نرم‌افزارهای متلب و اکسل صورت گرفته است. نتایج حاصل از آزمون بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف با الگوریتم رزن اشتاین به صورت زیر است:

$$LLE = ۰/۰۰۰۳۴۷۹۱۸۵۸۵۶۹۵۳۳۵$$



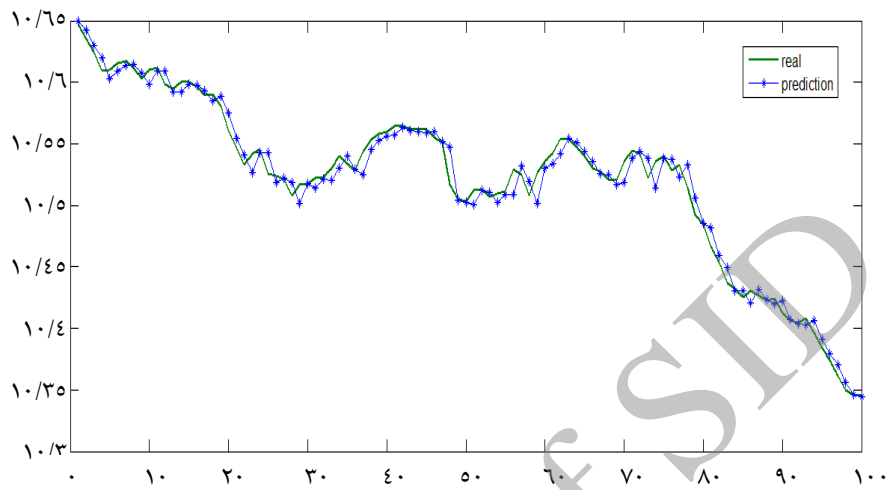
مقدار مثبت بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف نشان‌دهنده آشوبی بودن سری داده‌های شاخص کل بازار است.

نتیجه حاصل از پیش‌بینی داده‌های آزمون با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان و گارچ و ای گارچ را در شکل‌های زیر مشاهده می‌کنید.

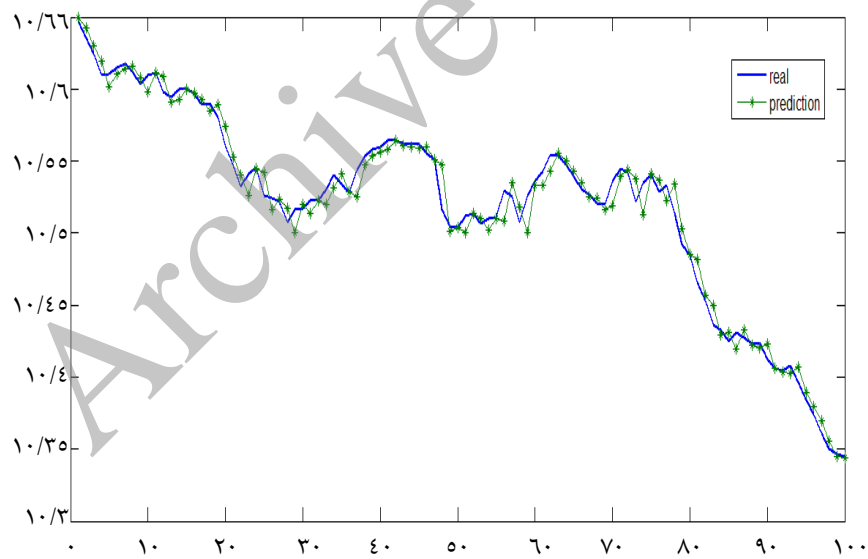


شکل ۱ پیش‌بینی داده‌های آزمون با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مورچگان

برای پیش‌بینی داده‌های آزمون با استفاده از مدل‌های گارچ مانایی داده‌ها با استفاده از آزمون دیکی فولر انباشته در سطح ۵ درصد تأیید شد. متغیر شاخص کل بورس با استفاده از مدل‌های خودرگرسیون میانگین متحرک^۴ برآورد و در نهایت بهترین مدل ARMA [۱ و ۱] تشخیص داده شد و آزمون ناهمسانی واریانس مقادیر باقیمانده با یک وقفه وجود آثار آرچ را تأیید کرد.



شکل ۲ پیش‌بینی داده‌های آزمون با استفاده از مدل گارچ



شکل ۳ پیش‌بینی مقادیر آزمون با استفاده از مدل ای گارچ

از سه آماره MSE و RMSE و MAE برای بیان خطای پیش‌بینی استفاده کردیم. مقادیر این سه آماره سنجش خطا برای روش‌های مختلف پیش‌بینی در جدول ۲ داده شده است. محاسبات در نرم‌افزار متلب انجام شده است.

جدول ۲ مقادیر آماره‌های سنجش خطا

| روش پیش‌بینی | آماره سنجش خطا | MAE | RMSE | MSE |
|---------------|----------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| کلونی مورچگان | | ۰/۰۱۸۴۱۹۹۴۶۷۶۹۵۴۷۸ | ۰/۰۲۰۷۲۱۳۵۵۹۷۸۵۲۵ | ۰/۰۰۰۴۲۹۳۷۴۵۹۳۵۸۸۷ |
| گارچ | | ۰/۰۳۳۳۴۵۶۱۱۷۵۰۰۰۰۰ | ۰/۰۴۹۰۴۵۴۳۶۱۸۷۹۱۹۰ | ۰/۰۰۲۴۰۵۴۵۴۸۱۰۸۶۳۲ |
| ای گارچ | | ۰/۰۳۳۰۴۵۱۵۱۵۱۵۱۵۱۵ | ۰/۰۴۹۰۷۹۱۲۲۶۲۴۶۷۵ | ۰/۰۰۲۴۰۸۷۶۰۲۷۷۶۰۷۸ |

همان‌طور که مشاهده می‌شود مقدار MSE و RMSE و MAE روش پیش‌بینی بر مبنای بهینه‌سازی کلونی مورچگان نسبت به مدل‌های گارچ و ای گارچ کمتر است و مقادیر این سه معیار خطا برای مدل‌های مختلف گارچ با یکدیگر تفاوت محسوسی ندارد. برای محاسبه دقیق‌تر و علمی‌تر، دو روش پیش‌بینی متفاوت تنها مقایسه مقادیر آماره‌های سنجش خطای به‌دست آمده برای روش‌های مختلف پیش‌بینی کافی نیست، از این رو برای مقایسه دقیق‌تر از آزمون‌هایی همانند آزمون مورگان - گرنجر - نیوبولد، آزمون میس روگوف و ... استفاده می‌کنند. ما نیز از آماره دایبولد ماریانو، یکی از آزمون‌های مطرح و پرکاربرد برای تشخیص معناداری آماری تفاوت روش‌های پیش‌بینی استفاده می‌کنیم. در جدول ۳ نتایج حاصل از مقایسه نتایج هر یک از روش‌های گارچ با الگوریتم براساس کلونی مورچگان با استفاده از آماره دایبولد ماریانو را مشاهده می‌کنید.

جدول ۳ مقادیر آماره دایبولد ماریانو

| مدل پیش‌بینی | آماره دایبولد ماریانو |
|--------------|-----------------------|
| گارچ | ۰/۲۲۸۸۶۵ |
| ای گارچ | ۰/۵۷۵۳۱ |

آماره دایبولد ماریانو دارای توزیع t با درجه آزادی $1 - n$ و فرض صفر برای برابری قدرت دو روش رقیب پیش‌بینی خواهد بود.
مقدار آماره t در سطح اطمینان ۹۵ درصد برابر با $1/67$ است.

با توجه به مقادیر آماره‌های سنجش خطا، RMSE، MSE، MAE الگوریتم بر مبنای کلونی مورچگان پیش‌بینی کننده بهتری نسبت به مدل‌های گارچ است ولی همان طور که مقدار آماره دایبولد ماریانو نشان می‌دهد، این آزمون فرضیه برابر بودن قدرت پیش‌بینی مدل‌های گارچ با مدل بر مبنای بهینه‌سازی کلونی مورچگان را رد نمی‌کند.

۵- نتیجه‌گیری

با مراجعه به جدول ۱ و مقایسه مقادیر آماره‌های خطا می‌توان دید که مدل‌های گارچ با تقریب زیادی نتایج مشابهی ایجاد می‌کنند ولی مقادیر آماره خطا برای الگوریتم بر مبنای بهینه‌سازی کلونی مورچگان کمتر از مدل‌های گارچ است. بنابراین شاید بتوان نتیجه گرفت که مدل بر مبنای بهینه‌سازی کلونی مورچگان تخمین‌زننده بهتری نسبت به مدل‌های گارچ و ای گارچ است البته مشاهده مقادیر حاصل از آماره دایبولد ماریانو در جدول ۲ نشان‌دهنده این موضوع است که خطای پیش‌بینی مدل‌های گارچ با روش اصلی پژوهش اختلاف چندانی ندارد به این معنا که تفاوت آماره‌های خطا برای مدل‌های گارچ و مدل بر مبنای بهینه‌سازی کلونی مورچگان قابل اغماض است.

در بیان نقاط قوت و برتری الگوریتم بر مبنای بهینه‌سازی کلونی مورچگان ذکر نکاتی ضروری است. روش الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان بهترین جواب سراسری و با یک سرعت همگرایی بالا را می‌یابد، فراموش بعد از هر تکرار تبخیر می‌شود. این مسئله سبب می‌شود که بعد از هر تکرار تمام مورچه‌ها متمایل به حرکت در مجاورت بهترین پاسخ شوند. ایجاد تغییراتی در برخی از داده‌ها، تفاوتی در نتایج حاصل ایجاد نمی‌کند؛ به این معنا که اگر در داده‌های سری شاخص بازار به دلایل مختلف تحولات اقتصادی، ساختاری و غیره تغییراتی ایجاد شود، تغییری در نتایج حاصل از الگوریتم رخ نمی‌دهد و همچنان الگوریتم بر مبنای بهینه‌سازی کلونی مورچگان تخمین‌زننده خوبی از مقادیر سری است.

علاوه بر این، پژوهش حاضر روشی ساختارمند برای پیش‌بینی سری‌های آشوبی فراهم

می‌کند، به این معنا که در بلندمدت انتظار می‌رود تا این الگوریتم قدرت پیش‌بینی خود را همچنان حفظ کند. البته این الگوریتم قابل توسعه است، بنابراین آغازی برای تحقیقات آینده در این زمینه خواهد بود.

۶- پی‌نوشت‌ها

1. Deterministic
2. Edward Lorenz
3. Marco Dorigo
4. Mean
5. Skewness
6. Median
7. Kurtosis
8. Maximum
9. Jarque-Bera
10. Minimum
11. Probability
12. Sum Sq. Dev.
13. Observations
14. ARMA

۷- منابع

- [1] Khalozadeh H, Khaki Sedigh E. "Evaluating stock price prediction methods and determining predictability in Tehran stock exchange", *Modares Scientific Research Quarterly*, Vol. 7, Issue 3, p. 64, Autumn, 2003.
- [2] Raei R. "Neural networks new approach in management decisions", *Modares Scientific Research Quarterly*, Vol. 5, Issue 3, pp. 133- 134, summer 2001.
- [3] Raei R., Chavushi K. "Stock return prediction in Tehran stock exchange : neural networks models and multi factor model", *Financial Research, Management Faculty of Tehran University*, 5th year, Issue 1, pp. 97 – 120, spring & summer 2003.

- [4] Kellert S. H.; In the wake of Chaos, University of Chicago Press, University of Chicag, p. 56, 1993.
- [5] Werndl C.; "What are the new implications of chaos for predictability?"; *The British Journal for the Philosophy of Science*, Vol. 60, No.1, pp.195–220, 2009.
- [6] Lorenz EdwardN; "Deterministic non-periodic flow"; *Journal of the Atmospheric Sciences*, Vol. 20, No. 2, pp.130-148, 1963.
- [7] Weng S L.; "Mining time series data for segmentation by using ant colony optimization"; *European Journal of Operational Research*, Vol. 173, pp. 921–937, 2006.
- [8] Gao W.; "New neural network based on ant colony algorithm for financial data forecasting"; *IEEE*, pp. 1437-1440, 2008.
- [9] Kumar S., Thulasiram R. K., Tholasiraman P., "Pricing derivatives using ACO"; *Springer-Verlag Berlin Heidelberg Natural Computing in Computational Finance Studies in Computational Intelligence*, Vol. 185, pp. 51-73 . 2009.
- [10] Toskari M. D; "Estimating the net electricity energy generation and demand using the ant colony optimization approach"; <http://www.sciencedirect.com/Energy Policy>, Vol.37, Issue 3, pp. 1181-1187, March 2009.
- [11] Niu D., Wang Wu; "Power load forecasting using support vector machine and ant colony optimization"; *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, pp. 2531–2539, 2010
- [12] Tehrani R. Khodayar F.; "Optimization of the artificial neural network using ant colony algorithm to predict the variation of stock price index"; Faculty of Management, Tehran University, *Journal of Applied Sciences*, Vol.10, No. 3, pp. 221-225. 2010.
- [13] Cui Xia, Jiag Min; "Chaotic time series prediction based on Binary particle swarm optimization"; *AASRI Procedia1*, pp. 377-383, 2012.
- [14] Azar A., Amiri A., Ahmadi P.; "Comparing classic methods and neural network in stock price index and modeling a hybrid model", *Modares Scientific Research*



- Quarterly*, Vol. 10, Issue 4, pp. 1-16, Winter 2006.
- [15] Kazemi A., Menhaj M., Shakouri H., Mehregan M., Taghizadeh M.; "Prediction of energy of transportation sector using neural networks :(Case study : Iran transportation), *Management Research in Iran*, Vol. 14, Issue 2, pp. 203-220, Winter 2010.
- [16] Ramezani MR., Ramezani E., pourbakhsh, H; "New approach in prediction using fuzzy neural network: Oil price "; *Management Research in Iran*, Vol. 15, Issue 3, pp. 149-169, Autumn 2011.
- [17] Jaffari GH., Eizadi N., Piruti J.; "Detrended multi fractals analysis of Tehran stock exchange Total price index"; *Quarterly Journal of Securities Exchange*; Vol. 14, fourth year, pp. 115-134, Summer 2011.
- [18] Nayeri F., Rostami MR.; "Examining Tehran stock exchange listed company stock price using chaos theory"; *Journal of Financial Engineering and Securities Management*; Issue 7, p. 17, Summer 1390.
- [19] Mirfakhredini S., Babaei H., morevati A.; "Prediction of energy consumption in Iran using Hybrid method of neural network and genetic algorithm and comparing with traditional models"; *Management Research in Iran*; Vol. 17, Issue 2, pp. 196 -22, Summer 2013.
- [20] Dorigo M., Christian B.; "Ant colony optimization theory: A survey", *Science Direct, Theoretical Computer Science*; Vol. 344, Issue 2- 3, pp. 243-278, 17 November 2005.