فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی/ سال نهم / شماره‌ی ۳۲/ بهار ۱۳۹۱/ صفحات ۱۶۸- ۱۴۷

کاربرد الگوریتم GMDH برای استخراج قواعد از رفتار قیمت نفت

حمید ابریشمی
استاد دانشکده‌ی اقتصاد دانشگاه تهران abrihami@ut.ac.ir
قهرمان عبدلی
دانشیار دانشکده‌ی اقتصاد دانشگاه تهران g_abdoli@yahoo.com
مهدی احراری*
پژوهشگر اقتصادی meahrari@yahoo.com
سپیده دولت‌آبادی
کارشناس ارشد اقتصاد دانشگاه تهران dolatabadi.s@ut.ac.ir
تاریخ دریافت: ۸۹/۱۲/۱۵ تاریخ پذیرش: ۹۰/۱۲/۷

چکیده

بدون شک یکی از مهم‌ترین موضوعاتی که علاوه بر سیاست‌گذاران و تحلیل گران، مبادله‌گران بازار نفت را نیز به خود معطوف می‌کند، تحلیل و پیش بینی رفتار قیمت نفت است. در این مقاله تلاش می‌شود که به منظور دست‌یابی به پیش‌بینی‌های بهتر در بازار نفت، قواعد موجود در آن را کشف کنیم. استخراج قواعد بر اساس روش ارائه شده توسط فوجی موتو و ناکابایاشی (۲۰۰۱) و با استفاده از الگوریتم GMDH انجام می‌گیرد. اساس این روش بر پایه‌ی هم‌گرایی در مرزهای تبیین قواعد موجود در رفتار قیمت می‌باشد. نتایج به دست آمده گویای این مطلب است که قواعد مطلقی در رفتار قیمت نفت مشاهده نمی‌شود، ولی در وضعیت‌های مختلف بازار، می‌توان قواعدی را درنقاط مرزی و به طور نسبی، برای تبیین رفتار قیمت نفت استخراج کرد.

طبقه‌بندی JEL : Q30, C45,Q43,C02

کلید واژه: استخراج قواعد، شبکه‌ی عصبی GMDH، تحلیل تکنیکی، بازار نفت، رفتار قیمت نفت

---

*- نویسنده‌ی مسئول.

www.SID.ir
Archive of SID

۱- مقدمه

پیش بینی قیمت نفت همواره مورد توجه طیف وسیعی از متخصصان، معامله گران، سیاست‌گذاران و... بوده است. اساساً قیمت نفت همانند تمامی کالاهای اقتصادی به‌وسیله‌ی عرضه و تقاضا تعیین می‌شود ولی بسیاری از اتفاقات غیرمعمول در گذشته، آینده یا حال، اثرات چشم‌گیری روی آن دارند که از جمله‌ی آن‌ها می‌توان به تغییر آب و هوا، رشد GDP، رخدادهای سیاسی و حتی انتظارات مردم اشاره کرد. همین عوامل قیمت نفت را بسیار پرنوسان می‌کنند که سبب تغییرات نامتقارن و بی‌نظمی‌های بسیار می‌شوند.

تحلیل‌گران تکنیکی الگوهایی را برای معامله‌گران مطرح می‌کنند که در پیش‌بینی به آن‌ها کمک می‌کنند. فرض اساسی تحلیل‌گران بازارهای مالی آن است که الگوها در بازار قیمت‌ها، در آینده تکرار می‌شوند و بنابراین این الگوها قابل استفاده در پیش‌بینی‌ها هستند. در بازار پیش‌خرید و پیش‌فروش[1] نفت نیز هدف اصلی معامله‌گران دست‌یابی به حداکثر عایدی حاصل از پیش‌بینی روند تغییرات قیمت‌ها به عنوان سیگنال خرید و فروش می‌باشد. یکی از روش‌هایی که برای بررسی روندهای حاکم بر بازار برای یک دارایی خاص مطرح می‌شود، روش تحلیل تکنیکی است که در آن، روندهای حاکم بر قیمت‌های یک دارایی مبنای تصمیم‌گیری و انتخاب استراتژی قرار می‌گیرند. یکی از متداول‌ترین قواعد تحلیل تکنیکی، روش میانگین متحرک است. روش تحلیل تکنیکی معیار معامله در بازار را تفاوت میانگین‌های متحرک کوتاه مدت و بلندمدت در نظر می‌گیرد.

روش تحلیل تکنیکی بر پایه‌ی سه اصل اساسی بنا شده است که در تمام بازارها صدق می‌کنند و عبارتند از:

۱- همه‌ی ویژگی‌های یک دارایی در قیمت آن دارایی منعکس می‌شود.

۲- قیمت‌ها به صورت روندهایی حرکت می‌کنند که این روندها در برابر تغییرات مقاومت می‌کنند.

۳- روندهای بازار تکرار می‌شوند.

روش میانگین متحرک با هموارسازی سری داده‌ها، زمینه را برای پی‌گیری روندها فراهم می‌کند که برای بازارهای پرنوسان هم‌چون بازار نفت بسیار سودمند می‌باشد. از

1- Future Market.

www.SID.ir

میان میانگین متحرک‌هایی که پژوهش‌گران معرفی کرده‌اند، میانگین متحرک ساده به‌دلیل سادگی و هم‌چنین نتایج به دست آمده بیش‌ترین استفاده را در بحث تحلیل‌های تکنیکی در بازار دارد. میانگین متحرک ساده، میانگین n داده را به طور عادی و بدون اعمال هیچ وزنی محاسبه می‌کند. در حقیقت میانگین متحرک یک ابزار یکنواخت کننده می‌باشد که با استفاده از میانگین قیمت‌ها، ارقام بالا و پائین کنار هم گذاشته می‌شوند تا روند اساسی بازار به سادگی قابل تشخیص شود. یک میانگین متحرک کوتاه مدت مانند میانگین متحرک پنج روزه، عملکرد قیمت‌ها را با نزدیکی بیش‌تری نسبت به یک میانگین چهل روزه مورد مطالعه قرار می‌دهد و اصولاً میانگین کوتاه مدت، نسبت به حرکت‌های روز به روز قیمت حساس‌تر است (میرزایی، ۱۳۸۶).

الگوریتم GMDH[1] برای سیستم‌های پیچیده بسیار مناسب است و می‌تواند به‌طور مستقیم اطلاعات را در مورد تابع هدف، از نمونه‌برداری داده‌ها، استخراج کند. این روش، قابلیت استفاده در موضوعات متنوعی چون کشف روابط، پیش‌بینی، مدل‌سازی سیستم‌ها، بهینه‌سازی و شناخت الگوهای غیرخطی را دارا می‌باشد. نکته‌ی حائز اهمیت در این الگوریتم استنتاجی، قابلیت شناسایی و غربال کردن متغیرهای کم‌اثر ورودی در دوره‌ی آموزش شبکه و حذف آن‌ها در روند شبیه‌سازی در دوره‌ی آزمون می‌باشد. (ابریشمی و همکاران، ۱۳۸۸)

اگر بتوانیم قواعدی را که در بازار خرید و فروش نفت مبتنی بر قواعد تحلیل تکنیکی وجود دارد را کشف کرد، می‌توان پیش‌بینی‌های بهتری را در بازار بر اساس همین قواعد ارائه داد. از آن‌جایی‌که تاکنون در مورد روش شناسی "استخراج قواعد" (با استفاده از روش‌های مختلف شبکه‌های عصبی) در ایران هیچ گونه تحقیقی انجام نگرفته است و مقاله‌ی حاضر اولین کاربرد این روش در خصوص رفتار قیمت نفت می‌باشد، بنابراین از دو جنبه قابل توجه است، اول از نظر معرفی روش شناسی تحقیق (استخراج قواعد) و دوم از نظر کاربرد آن در بازار نفت.

در این مقاله با استفاده از شبکه‌ی عصبی GMDH و مبتنی بر قواعد تحلیل تکنیکی، به منظور تعیین ورودی‌های شبکه‌ی عصبی، قواعد بازار نفت برنت[2]، استخراج می‌شود.

1 -Group Method of Data Handling.

2- Brent.

www.SID.ir

سازمان‌دهی مقاله به این صورت است که، در بخش ۲، کارهای انجام شده مرور می‌شود. در بخش ۳، الگوریتم GMDH و در بخش ۴، روش استخراج قواعد براساس این الگوریتم، شرح داده شده است. در بخش ۵، نتایج حاصل از محاسبات ارائه شده و بخش ۶، به نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

۲- پیشینه تحقیق

درباره‌ی قدرت پیش‌بینی قواعد تحلیل تکنیکی در مدل‌های خطی و غیر خطی اولین بار تحقیقی توسط نفچی[1] (۱۹۹۱) انجام گرفته است. او از روش تلفیقی شبکه‌های عصبی با قواعد تحلیل تکنیکی برای پیش بینی قیمت ماهانه نفت‌خام استفاده کرده که نتایج بهتری را نسبت به روش‌های سنتی در برداشته است.

بروک و همکاران[2] (۱۹۹۲)، علاوه بر حمایت از قواعد تحلیل‌های تکنیکی به عنوان متغیرهای ورودی، ضرورت به کارگیری مدل‌های غیر خطی را نیز پیشنهاد داده‌اند. آن‌ها روش میانگین متحرک را بر روی یک قرن اطلاعات روزانه‌ی شاخص صنعتی داوجونز[3] در بورس نیویورک مورد بررسی قرار داده و پی برده‌اند که این قواعد منجر به کسب عایدی می‌شود. هم‌چنین سیگنال‌هایی که به وسیله‌ی این قواعد ایجاد شده‌اند، قادرند عایدی‌های غیر معمول را در مقایسه با سایر استراتژی‌های متداول در بازار شناسایی کنند. آن‌ها میانگین متحرک‌هایی با طول ۵، ۱۰و ۲۰ روزه را برای دوره‌ی کوتاه مدت و ۵۰، ۱۰۰و ۲۰۰ روزه را برای دوره‌ی بلندمدت مورد بررسی قرار داده و نتایج سودآوری را حتی با وجود در نظر گرفتن هزینه‌های مبادله[4] به‌دست آورده‌اند.

هادسون و همکاران[5] (۱۹۹۶)، آزمون‌های بروک و همکاران را بر روی بازار سهام انگلستان برای سال‌های ۱۹۳۵ تا ۱۹۹۴ مورد بررسی قرار داده و به نتایج منجر به عایدی با انتخاب استراتژی‌های میانگین متحرک دست یافته‌اند (میرزایی، ۱۳۸۵).

جن کی[6] (۱۹۹۶)، برای اولین بار از قواعد تحلیل تکنیکی به عنوان ورودی‌های شبکه‌ی عصبی در بازارهای ارز خارجی استفاده کرده است. جن کی (۱۹۹۷a)، در

1- Neftci .
2- Brock et al.
3- Dow Jones.
4 Transaction Cost.
5- Hudson et al.
6- Gencay.

www.SID.ir

مقاله‌ی خود پیش‌بینی‌های غیرخطی عایدی‌ها را از عایدی‌های گذشته با استفاده از قواعد ساده‌ی تحلیل تکنیکی بررسی کرده است. در این مقاله از شاخص روزانه‌ی میانگین صنعتی داو جونز از ۱۸۹۷ تا ۱۹۸۸ برای بررسی پیش‌بینی‌های خطی و غیرخطی عایدی‌های بازار سرمایه با قواعد ساده‌ی تحلیل تکنیکی استفاده کرده است. نتایج به‌دست آمده در این مقاله، شواهد محکمی را برای پیش‌بینی‌های غیرخطی در بازار سرمایه بر اساس قواعد ساده میانگین متحرک سیگنال‌های خریدو فروش گذشته، ارائه می‌کنند.

جن کی (۱۹۹۷b)، سودمندی قواعد ساده‌ی تحلیل تکنیکی مبتنی بر مدل‌های غیر پارامتریکی را که منجر به حداکثر شدن عایدی کل استراتژی سرمایه‌گذاری می‌شود را تبیین می‌کند. سودآوری استراتژی سرمایه‌گذاری در مقابل استراتژی خرید، توقف و فاصله‌ی آن از سود خالص ایده‌آل، اندازه‌گیری می‌شود. نتایج این مقاله نشان می‌دهدکه مدل‌های غیرپارامتری با استراتژی‌های تکنیکی، سودهای معناداری را فراهم می‌کنند.

در یک سری مقالات، جن کی (۱۹۹۹ وa ۱۹۹۸) و جن کی و استنجوس[1] (۱۹۹۸)، نشان می‌دهند که قواعد تکنیکی ساده برای عایدی‌های جاری نسبت به یک مدل گام تصادفی برای نرخ‌های ارز خارجی و شاخص‌های سهام، منجر به بهبود عملکرد پیش‌بینی می‌شود. فرانسس و فن گرینسون[2] (۱۹۹۷)، جن کی (۱۹۹۸b) و فرناندز رودریگز و همکاران[3] (۲۰۰۰)، کانون توجه خود را از دقت پیش‌بینی به سمت سودآوری حاصل از خرید و فروش که اهداف تحلیل تکنیکی است، منتقل کرده‌اند.

رویکردهای متنوعی در زمینه‌ی استخراج قواعد[4] با استفاده از شبکه‌های عصبی، انجام گرفته است. تسوکیموتو[5] (۱۹۹۶)، آنالیز ساختاری شبکه‌های عصبی را با استفاده استفاده از توابع چندخطی[6] توسعه داده و روش جدید استخراج قواعد IF-THEN را با استفاده از روش بازگشتی شبکه‌های عصبی، بررسی کرده است. علاوه بر این، گالانت[7] (۱۹۸۸)، با روش منتسب به خودش[8]، تاول و شاولیک[9] (۱۹۹۳) با روش SUBSET و

1- Stengos.
2- Franses and Van Griensven.
3- Femandez- Rodriqez et al.
4- Rule Extraction.
5- Tsukimoto.
6- Multi-Linear Functions.
7- Gallant.
8- Gallant Method.
9- Towell and Shavlik.

www.SID.ir
Archive of SID

فو[1] (۱۹۹۴) با الگوریتم KT، روش‌های تولید و استخراج قواعد از بخش آموزش شبکه‌ی شبکه‌ی عصبی را ارائه کرده‌اند.

فوجیموتو و ناکابایاشی[2] (۲۰۰۱)، روش جدید قاعده‌سازی را به وسیله‌ی الگوریتم GMDH ارائه و قابلیت تعمیم دهی این روش به سایر موضوعات از جمله مباحث مالی و اقتصادی را پیشنهاد کرده‌اند. قاعده‌سازی مجموعه داده‌های طبقه‌بندی شده شامل، آراء ثبت شده‌ی کنگره‌ی آمریکا می‌باشدکه به عنوان نمونه‌ی مورد مطالعه، استفاده کرده‌اند. این مجموعه‌ی داده‌ها شامل آراء هر یک از اعضای کنگره روی ۱۶ رأی کلیدی است. نتایج نشان می‌دهد که روش GMDH دارای بالاترین نرخ تصحیح خطا نسبت به دو روش تسوکیموتو و C4.5 است.

کارهای متعددی در حوزه‌ی اقتصادی با استفاده از شبکه‌ی عصبی GMDH در ایران انجام گرفته است که مهم‌ترین آن‌ها عبارتند از:

ابریشمی و همکاران (۱۳۸۷)، از این نوع شبکه‌ی عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، برای پیش‌بینی قیمت بنزین با دو روش قیاسی و قواعد تحلیل تکنیکی، استفاده کرده‌اند. متغیرهای ورودی در روش قیاسی شامل تمامی عوامل مؤثر (درون و برون سیستمی) بر قیمت بنزین و در روش تحلیل تکنیکی شامل میانگین‌های متحرک کوتاه و بلندمدت است. نتایج از دقت بیش از ۹۶٪ پیش‌بینی و پایداری روش قیاسی و بیش از ۹۹٪ تحلیل تکنیکی حکایت دارد. هم‌چنین در مقایسه‌ی معیارهای خطا، دقت پیش بینی‌های شبکه‌ی عصبی، به طور معنی داری از الگوی رگرسیونی بهتر می‌باشد.

شرزه‌ای و همکاران (۱۳۸۷)، از این الگوریتم برای مقایسه ی روش‌های پیش‌بینی تقاضای سرانه‌ی آب در شهر تهران استفاده کرده‌اند. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که پیش بینی تقاضای آب با استفاده از این نوع شبکه‌ی عصبی، نسبت به برآوردهای حاصل از الگوهای ساختاری و سری زمانی، از درجه‌ی کارایی بیش‌تری برخوردار است.

معینی و همکاران (۱۳۸۷)، از رویکرد هوشمند تلفیقی این شبکه‌ی عصبی، الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی چند منظوره، برای تحلیل قیمت پیش‌خرید و پیش‌فروش نفت‌خام برای محاسبه‌ی حداکثر عایدی حاصل از پیش‌بینی در روندهای مختلف بازار مبتنی بر

1- Fu.
2- Fujimoto and Nakabayashi.

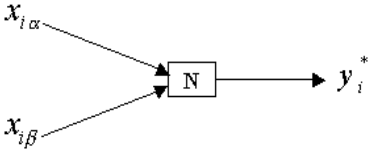
www.SID.ir

قواعد تحلیل تکنیکی استفاده کرده‌اند. نتایج نشان می‌دهد در بازه‌ی زمانی ۵ تا ۱۰ روزه برای دوره‌های مختلف بازار عایدی مطلق به ۹۷٪ می‌رسد.

مهرآرا و همکارن (۱۳۸۹)، بی‌ثباتی قیمت نفت را پیش بینی کرده‌اند. مقایسه‌ی نتایج حاصل از چهار الگوی مورد بررسی، شامل الگوی اقتصادسنجی GARCH(1,1)، دو نوع الگوی مبتنی بر شبکه‌ی عصبی GMDH و الگوی ترکیبی شبکه‌ی عصبی و GARCH(1,1) نشان می‌دهد که الگوی ترکیبی، پیش‌بینی بهتری را نسبت به الگوی اقتصادسنجی GARCH(1,1) ارائه می‌دهد.

۳- شبکه‌ی عصبی نوع GMDH

هنگامی که رگرسیون‌های استاندارد با فرم حاصل ضرب به جهت پیچیدگی محاسبات و مشکل وابستگی خطی به بن بست رسیده بودند، ایواخننکو[1] (۱۹۶۸)، تکنیکی برای ساخت یک چند جمله‌ای بسیط با مراتب بالا به نام الگوریتم GMDH یا روش سازمان‌دهی کردن داده معرفی کرده است. شبکه‌ی عصبی مذکور مبتنی بر الگوریتم ایواخننکو (۱۹۷۱و ۱۹۹۵) شبکه‌ای خودسازمانده و یک سویه می‌باشد که از چندین لایه و هر لایه نیز از چندین نرون تشکیل شده است. تمامی نرون‌ها از ساختار مشابهی برخوردار می‌باشند، به طوری‌که دارای دو ورودی و یک خروجی هستند و هر نرون با ۵ وزن و یک بایاس، عمل پردازش را میان داده‌های ورودی و خروجی براساس شکل (۱) و رابطه‌ی (۱) برقرار می‌کند.



شکل ۱- ساختار نرون‌ها در شبکه‌ی عصبی

$$y_{ik}^* = N(x_{i\alpha}, x_{i\beta}) = b^k + w_1^k x_{i\alpha} + w_2^k x_{i\beta} + w_3^k x_{i\alpha}^2 + w_4^k x_{i\beta}^2 + w_5^k x_{i\alpha} x_{i\beta} \quad (1)$$
$$i = 1,2,3,\ldots,N$$

1- Ivakhnenko.

www.SID.ir
Archive of SID

که در آن N داده‌های ورودی و خروجی و $(K = ۱,۲,۳,...,C_m^۲)$ و $\alpha,\beta \in \{ ۱,۲,۳,...m \}$ می‌باشند، که در آن‌ها m تعداد نرون‌های لایه‌ی قبلی است.

وزن‌ها براساس روش‌های کم‌ترین مربعات خطا محاسبه شده و سپس به‌عنوان مقادیر مشخص و ثابت در داخل هر نرون جای‌گذاری می‌شوند. ویژگی بارز این نوع شبکه آن است که نرون‌های مرحله‌ی قبلی و یا لایه‌ی قبلی، عامل و مولد تولید نرون‌های جدید به تعداد $C_m^۲ = \frac{m(m-۱)}{۲}$ می‌باشند و از میان نرون‌های تولید شده، به‌طور حتم تعدادی حذف می‌شود تا بدین وسیله از واگرایی شبکه جلوگیری به‌عمل آید. (فارلو[1]، ۱۹۸۴)

ممکن است نرون‌هایی که برای ادامه و گسترش شبکه باقی می‌مانند، برای ایجاد فرم هم‌گرایی شبکه و به دلیل عدم ارتباط آن‌ها با نرون لایه‌ی آخر حذف شوند که در اصطلاح به آن‌ها نرون غیر فعال می‌گویند. معیار گزینش و حذف مجموعه‌ای از نرون‌ها در یک لایه، نسبت مجموع مربعات خطا $(r_j^۲)$ بین مقادیرخروجی واقعی (y_i) و خروجی نرون j ام (y_{ij}^*) به‌صورت رابطه‌ی (۲) می‌باشد.

$$j \in \{ ۱,۲,۳,...,C_m^۲ \} \qquad (۲)$$

$$r_j^۲ = \frac{\sum_{i=۱}^{N} (y_i - y_{ij}^*)^۲}{\sum_{i=۱}^{N} y_i^۲}$$

که در آن m تعداد نرون‌های گزینش شده در لایه‌ی قبلی است.

نگاشتی که بین متغیرهای ورودی و خروجی توسط این نوع از شبکه‌های عصبی برقرار می‌شود به شکل تابع غیر خطی ولترا[2] به صورت رابطه‌ی (۳) می‌باشد:

$$\hat{y} = a_. + \sum_{i=۱}^{m} a_i x_i + \sum_{i=۱}^{m}\sum_{j=۱}^{m} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=۱}^{m}\sum_{j=۱}^{m}\sum_{k=۱}^{m} a_{ijk} x_i x_j x_k + ... \qquad (۳)$$

ساختاری که برای نرون‌ها در نظر گرفته شده، به‌صورت فرم خلاصه شده‌ی دو متغیره درجه‌ی دوم ذیل است:

1- Farlow.
2- Volterra.

www.SID.ir

$$y_i = f(x_{ip}, x_{iq}) = a_0 + a_1 x_{ip} + a_2 x_{iq} + a_3 x_{ip} x_{iq} + a_4 x_{ip}^2 + a_5 x_{iq}^2 \quad (۴)$$

تابع f دارای شش ضریب مجهول است که به ازای تمام زوج‌های دو متغیر وابسته به سیستم $\{(x_{ip}, x_{iq}), i = 1,2,...,N\}$، خروجی مطلوب $\{(y_i), i = 1,2,...,N\}$ را برآورد می‌کند. حال عبارت زیر براساس قاعده‌ی کم‌ترین مربعات خطا حداقل می‌شود:

$$\text{Min} \sum_{k=1}^{N} \left[(f(x_{ki}, x_{kj}) - y_i)^2 \right] \quad (۵)$$

براین اساس دستگاه معادله‌ای را که دارای شش مجهول و N معادله می‌باشد حل می‌شود.

$$\begin{cases} a_0 + a_1 x_{1p} + a_2 x_{1q} + a_3 x_{1p} x_{1q} + a_4 x_{1p}^2 + a_5 x_{1q}^2 = y_1 \\ a_0 + a_1 x_{2p} + a_2 x_{2q} + a_3 x_{2p} x_{2q} + a_4 x_{2p}^2 + a_5 x_{2q}^2 = y_2 \\ \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \\ a_0 + a_1 x_{Np} + a_2 x_{Nq} + a_3 x_{Np} x_{Nq} + a_4 x_{Np}^2 + a_5 x_{Nq}^2 = y_N \end{cases}$$

دستگاه معادله‌ی فوق را می‌توان به فرم ماتریسی زیر نمایش داد:

$$\mathbf{Aa} = \mathbf{Y} \quad (۶)$$

که در آن

$$\mathbf{a} = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}^T \quad (۷)$$

$$\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, y_3, \ldots y_N\} \quad (۸)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{2q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ : & : & : & :: & : & : \\ 1 & x_{NP} & x_{Nq} & x_{Np}x_{Nq} & x_{Np}^2 & x_{Nq}^2 \end{bmatrix} \quad (۹)$$

برای حل معادله لازم است که شبه معکوس ماتریس غیر مربع **A** محاسبه شود (آناستاساکیس[1]، ۲۰۰۱).

1- Anastasakis.

Archive of SID
www.SID.ir

یکی از مسائل مهمی که در شبکه‌های عصبی مصنوعی مطرح می‌باشد طراحی ساختار شبکه است. در این طراحی بایستی تعداد لایه‌ها و نیز ساختار نرونی از قبیل تعداد وزن‌ها و مقادیر اولیه‌ی آن‌ها و هم‌چنین تابع تحریک هر نرون به صورت مناسب انتخاب شود، تا یک نگاشت مناسب و ایده‌آل میان داده‌های ورودی و خروجی برقرار شود.

روش‌های تکاملی[1] مانند الگوریتم ژنتیک کاربرد وسیعی در مراحل مختلف طراحی شبکه‌های عصبی دارند (واسیچکینا و یارین[2] ۲۰۰۱) چنان‌که دارای قابلیت‌های منحصر به فردی در پیدا کردن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیر قابل پیش‌بینی هستند. در تحقیق حاضر، برای طراحی شکل شبکه‌ی عصبی و تعیین ضرایب آن، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است (جمالی و همکاران[3]، ۲۰۰۶).

۴- روش استخراج قاعده

در این مقاله روش استخراج قاعده با استفاده از الگوریتم GMDH انجام گرفته است. این روش قاعده‌سازی دارای دو مزیت است، یکی این‌که برای داده‌های طبقه‌بندی شده و همین‌طور داده‌های پیوسته قابل اجراست و هم چنین به سادگی از مدل تولید شده قابل استخراج می باشد. (فوجیموتو و ناکابایاشی، ۲۰۰۱)

مراحل استخراج قواعد به شرح ذیل می‌باشد:

۱- ابتدا سری داده‌های متغیرهای وابسته‌ی اسمی Y و متغیرهای مستقل x_i به عنوان ورودی شبکه وارد می‌شود.

بردار $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_M)$، $i = (1,2, \dots, 2^M)$ تشکیل می‌شود که در آن x_j برابر با ۱و یا ۰ است و M تعداد متغیرهای ورودی انتخاب شده در شبکه‌ی عصبی می‌باشد.

۲- برای هر X_i ، $\hat{y}$، تخمین متناظر با y، در شبکه برآورد شده و جدول نتایج بر اساس $\hat{y}$ مرتب می‌شود.

۳- مجموع تجمعی S_i به صورت رابطه‌ی (۱۱) تعریف می‌شود:

$$S_i = \sum_{k=1}^{i} n_{0,k} + \sum_{k=i+1}^{2^M} n_{1,k} \qquad (۱۱)$$

1- Evolutionary.
2- Vasechkina and Yarin.
3- Jamali et al.

www.SID.ir

که در آن $n_{0,i}$ فراوانی مشاهداتی است که دارای شرط $y=۰$ برای X_i و $n_{1,i}$ فراوانی مشاهداتی است که در آن $y=۱$ می‌باشد.

۴- حال عدد شاخص مورد نظر i بر این اساس پیدا می‌شود که در مقدار $S_i=\max\{S_k|k=1,\dots,2^M\}$، تعریف شود، یعنی حداکثر مقدار مجموع انباشته شده باشد.

۵- بر اساس محاسبات فوق جدولی مبتنی بر $\hat{y}$های مرتب شده ایجاد می‌شود تا حد مرزی[1] استخراج قاعده تعیین شود.

X_1	$\hat{y}_1$	$n_{0,1}$	$n_{1,1}$	S_1
X_2	$\hat{y}_2$	$n_{0,2}$	$n_{1,2}$	S_2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
X_i	$\hat{y}_i$	$n_{0,i}$	$n_{1,i}$	S_i
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
X_{2^M}	$\hat{y}_{2^M}$	$n_{0,2^M}$	$n_{1,2^M}$	S_{2^M}

۵- حد مرزی برای استخراج قاعده از دو سطح بالا و پایین آن در مقدار حداکثر S_i حاصل می‌شود. این حد مرزی باید چند ویژگی اصلی را با هم داشته باشد در غیر این‌صورت استخراج قاعده به طور نسبی هم امکان‌پذیر نمی‌باشد. اول این‌که Si حد مرزی باید نقطه‌ی حداکثری ستون S باشد. به عبارت دیگر باید مقادیر S_i در سطح بالا، از حداقل به حداکثر، به طور منظم افزایش یابد و بعد از S_i حداکثر، به طور نزولی کاهش یابد. دوم این‌که در S_i حداکثر، باید بیش‌ترین میزان دقت پیش‌بینی (یا کم‌ترین RMSE[2]) وجود داشته باشد.

۶- در این مرحله، قاعده‌ی (یا قواعد) موجود به صورت زیر استخراج می‌شود:

$$\boldsymbol{IF\ X_i V X_2 V \dots V X_{i-1}\ \ THEN\ y = 0.}$$
$$\boldsymbol{ELSE\ y = 1}$$

1- Frontier Limit.
2- Root Mean Square Error.

www.SID.ir

در این تحقیق با استفاده از روش مذکور، تلاش می‌شود قواعد موجود در بازار نفت خام برنت در وضعیت‌های مختلف بازار استخراج می‌شود. مسأله‌ی اساسی که با آن روبه رو هستیم این است که آیا قواعدی در این بازارها حاکم است که به معامله‌گران در پیش‌بینی تغییرات روند قیمت نفت کمک کند؟ و اگر این قواعد در بازار موجودند، آیا قابل استخراج هستند یا خیر؟

۵- نتایج و تحلیل محاسبات

در این مقاله از قیمت‌های روزانه‌ی تک محموله‌ی نفت خام بازار برنت، در بازه‌ی زمانی اکتبر۲۰۰۱ تا نوامبر ۲۰۰۹ که از مؤسسه‌ی اطلاعات انرژی (EIA)[1] به‌دست آمده، استفاده شده است. ورودی‌های شبکه‌ی عصبی عبارت از میانگین متحرک‌های ۵ روزه با ۳ وقفه و ۱۰ روزه، برای دوره‌ی کوتاه مدت و میانگین متحرک‌های ۵۰ روزه با ۳ وقفه و ۱۰۰ روزه، برای دوره‌ی بلندمدت و هم‌چنین تفاضل‌های آن‌ها می‌باشند. برای محاسبه‌ی میانگین‌های متحرک، از میانگین حسابی مطابق رابطه‌ی (۱۲) استفاده شده است:

$$M_t^n = \left[\frac{1}{n}\right] \sum_{i=0}^{n-1} p_{t-i} \qquad (۱۲)$$

که در آن p_t قیمت در روز t و p_{t-i} قیمت در i روز قبل ازآن است و n تعداد روزها M میانگین حسابی متحرک در لحظه‌ی t در n روز است.

در اولین مرحله، متغیرهای مستقل x_i که همان میانگین‌های متحرک مشخص شده می‌باشند به عنوان ورودی و متغیر وابسته‌ی y که قیمت نفت در روز بعد (یک گام به جلو) است، به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته می‌شود. میانگین‌های متحرک و تفاضل آن‌ها، به عنوان علامت‌های خرید و فروش برای سیستم‌های معامله ای که دنبال کننده‌ی روندها هستند، مورد استفاده قرار می‌گیرند. لازم است که برای تصمیم‌گیری در مراحل بعدی متغیرهای ورودی و خروجی به صورت کدهای ۰ و ۱ باشند. قاعده‌ی تصمیم‌گیری برای تفاضل میانگین‌های متحرک، براساس وضعیتی است که میانگین متحرک کوتاه مدت، میانگین بلندمدت را قطع می‌کند. زمانی که میانگین متحرک ۵ روزه از ۵۰ روزه بیش‌تر باشد، در وضعیت خرید[2] قرار داریم و کد ۱، را می‌دهیم و زمانی

1- Energy Information Administration (EIA).
2- Long Position.

www.SID.ir

که میانگین ۵ روزه کم‌تر از ۵۰ روزه است در وضعیت فروش[1] هستیم و کد صفر را می‌دهیم. به همین صورت، برای تفاضل میانگین‌های متحرک ۱۰و۱۰۰ روزه عمل می‌کنیم. قاعده تصمیم‌گیری برای متغیر وابسته نیز به این صورت است که اگر قیمت امروز در مقایسه با قیمت روز قبل افزایش یابد، به عبارت دیگر قیمت در حال صعود باشد، در وضعیت خرید قرار می‌گیریم و کد ۱ را می‌دهیم، و اگر قیمت در حال کاهش باشد، در وضعیت فروش هستیم و کد صفر را می‌دهیم.

یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های الگوریتم GMDH توانایی شناسایی و حذف متغیرهای زاید است (فارلو، ۱۹۸۴، آناستاساکیس، ۲۰۰۱). متغیرهایی که در فرآیند کاهش لایه‌های پنهان در مقایسه با سایر متغیرهای ورودی، کم‌ترین اثر را داشته‌اند، حذف می‌گردند. بر این اساس مدل نهایی با دو لایه‌ی پنهان برآورد و ۴ ورودی شامل میانگین متحرک ۵ روزه، ۵ روزه با یک وقفه، ۵ روزه با ۳ وقفه و ۱۰ روزه به عنوان متغیرهای مؤثر مشخص شده‌اند.

MA(5),MA(5)-1, MA(5)-3, MA(10)

در مرحله‌ی دوم، بردار $X_i = (x_1, x_4, x_{16}, x_{19})$ براساس متغیرهای موثر تشکیل می‌دهیم. از آن‌جایی‌که m، تعداد متغیرهای مؤثر بوده و در این‌جا این مقدار برابر با ۴ است خواهیم داشت: $i=(1,\ldots,2^m)=(1,2,\ldots 2^4)$.

در حقیقت می‌توان گفت که این ۴ متغیر حداکثر به $2^4 = 16$ حالت غیرتکراری می‌توانند کنار هم قرار بگیرند. عدد ۲ نمایانگر مقادیر ۰ و ۱ است که به ۴ متغیر داده می‌شود. همان‌طور که در جدول (۱)، مشخص شده است، xها به حالت زیر تشکیل می‌شوند:

$X_1=x_1(1,1,1,0)$; $X_2=x_2(1,1,0,0);\ldots,X_{16}=x_{16}(1,1,1,1)$

برای هر X_i نیز $\hat{y}$ متناظر با y در شبکه برآورد می‌شود. در جدول (۱)، ترتیب قرار گرفتن xها بر اساس $\hat{y}$ است که به ترتیب صعودی مرتب شده‌اند. از آن‌جایی‌که هر x که در یکی از این ۱۶حالت جای می‌گیرد دارای $\hat{y}$ متناظر با y است، پس باید ملاکی برای انتخاب۱۶ $\hat{y}$ متناسب با ۱۶ ترکیب x وجود داشته باشد. به این منظور $\hat{y}$ای در جدول قرار می‌گیرد که کم‌ترین خطای پیش‌بینی را در بین xهای مشترکی در یک حالت از این ۱۶ حالت داشته باشد. $\hat{y}$ها در بازه‌ی (0,1) قرار دارند و چون به صورت

1- Short Position.

www.SID.ir

صعودی مرتب شده‌اند، می‌توان این طور تشخیص داد که مقادیرپیش‌بینی در بالا و یا پایین ۰/۵، قرار دارند. اهمیت این موضوع در استخراج قاعده قابل توجه است که در ادامه مشخص می‌شود.

جدول ۱- نتایج مربوط به فرآیند استخراج قواعد از بازار برنت

NO	x1	x4	x10	x13		RMSE	no,k	n1,k			S_i
1	1	1	1	0	0.458436	0.210163	3	3	3	111	114
2	0	0	0	0	0.487136	0.237301	14	19	17	108	125
3	1	0	0	0	0.490569	0.240658	2	5	19	89	108
4	1	1	0	0	0.504313	0.254332	7	9	26	84	110
5	0	0	1	0	0.505951	0.255986	8	4	34	75	109
6	0	1	1	0	0.666025	0.44359	3	2	37	71	108
7	1	0	1	0	0.683471	0.467133	1	0	38	69	107
8	0	1	0	0	0.690565	0.47688	0	1	38	69	107
9	1	0	1	1	0.69349	0.093948	1	1	39	68	107
10	0	0	0	1	0.761778	0.05675	4	2	43	67	110
11	0	0	1	1	0.76359	0.05589	7	4	50	65	115
12	0	1	1	1	0.76853	0.053578	3	5	53	61	114
13	1	1	0	1	0.770492	0.052674	5	5	58	56	114
14	1	0	0	1	0.776457	0.049971	2	2	60	51	111
15	**1**	**1**	**1**	**1**	**0.783579**	**0.046838**	**29**	**49**	**89**	**49**	**138**

RMSE، نشان‌دهنده‌ی میانگین مجذور خطا برای هر گروه Xi است که میزان خطای تخمین y را مشخص می‌کند.

ستون $n_{0,i}$ نشان دهنده‌ی فراوانی X_i هایی است که دارای y=0 هستند و به همین صورت $n_{1,i}$ ، نشان‌دهنده‌ی فراوانی X_i هایی است که دارای y=1 می‌باشند.

فروانی تجمعی $\sum n_{0,k}$ برابر است با مجموع $n_{0,1}$ تا $n_{0,i}$ و فراوانی تجمعی $\sum n_{1,k}$ نیز برابر است با مجموع $n_{1,i+1}$ تا $n_{1,15}$ و در نهایت S_i عبارت از مجموع $\sum n_{0,k}$ و $\sum n_{1,k}$ می‌باشد.

www.SID.ir

در این مرحله شاخص مورد نظر i با این شرط که $S_i=\max\{S_k|k=1,\dots,2^M\}$ باشد محاسبه می‌شود؛ یعنی در جایی که مجموع فراوانی‌های تجمعی حداکثر باشد. Xiای که به این صورت مشخص می‌شود، متناظر با$\hat{y}$ ای است که حد مرزی را به منظور استخراج قاعده مشخص می‌کند. ویژگی این حد باید به صورتی باشد که $\hat{y}$ بزرگ‌تر و یا کوچک‌تر از ۰/۵ را جدا کند که نشان دهد پیش‌بینی‌ها به ۰ و یا به ۱، متمایلند. از دو سطح بالا و پایین این حد مرزی، قاعده‌ای باید استخراج شود که ۰یا ۱ بودن متغیرها، ۰یا۱ بودن$\hat{y}$، را نتیجه دهد. به عبارت دیگر می‌توان قاعده‌ی موجود در بازار را براساس دو سطح بالا و پایین حد مرزی استخراج کرد.

حداکثر مقدار Si در S_{15} حاصل می‌شود، بنابراین S_{15}، می‌تواند حد مرزی قاعده‌سازی باشد، ولی دیگر ویژگی‌های مورد نظر را برای حد مرزی دارا نیست، زیرا حداقل مقدار مجموع مجذور خطا را در مقایسه با Sهای دیگر ندارد و در نتیجه گویای کم‌ترین خطا نمی‌باشد. هم چنین S_iها باید به صورت منظمی به سمت حد مرزی افزایش یابند و سپس با کاهش همراه باشند، به عبارت دیگر در حد مرزی حداکثر شوند، که چنین روند منظمی به چشم نمی‌خورد. این مشاهدات گویای این مطلب است که نمی‌توان قاعده‌ای مطلق در این بازار استخراج کرد. برای استخراج قواعد علاوه بر موارد ذکر شده لازم است که روند افزایش و یا کاهش فراوانی‌های $n_{1,k}$, $n_{0,k}$ به صورت منظم و مرتبط با میزان $\hat{y}$ باشد (بنا به تعریف $n_{1,k}$, $n_{0,k}$، که در بالا ذکر شد) ولی همان‌طور که مشاهده می‌شود، به صورت نامنظم، کاهش یا افزایش می‌یابد.

از جدول (۱) نتیجه گرفته می‌شود که قواعد مطلق و حتی نسبی را نمی‌توان از کل بازار استخراج کرد. این امر قابل قبولی است، چرا که در یک بازار با پارامترهای متنوع و متعدد نمی‌توان قواعدی را به طور کلی استخراج کرد، هم‌چنین عوامل بیرونی نیز نظم سیستم را به هم می‌زند و ایجاد اخلال در قواعد طبیعی درون بازار می‌کنند. برای استخراج قاعده لازم است که تأثیر عوامل بیرونی در مدل شناسایی شود. در وضعیت طبیعی و بدون تأثیر این عوامل بیرونی، بازار دارای فرآیند خودتنظیم‌کننده[1] خواهد بود، ولی تأثیر عوامل بیرونی آن را در وضعیت بی‌ثباتی همراه با تغییر غیرمنظم[2] قرار می‌دهد.

1- Autonomous.
2- Intermittency.

www.SID.ir

بنابراین برای استخراج قواعد، باید وضعیت‌های ۴ گانه‌ی بازار شامل صعودی، نزولی، هموار[1] و نوسانی[2] به تفکیک بررسی شود. البته بدیهی است که نمی‌توان قواعد مطلقی را استخراج کرد و همه‌ی قواعد استخراجی به صورت نسبی می‌باشد.

وضعیت صعودی

به منظور استخراج قاعده در وضعیت صعودی، فرآیند استخراج قواعد طبق مراحل شرح داده شده انجام می‌شود که نتایج درجدول (۲)، آمده است.

جدول ۲- نتایج حاصل شده برای استخراج قواعد در وضعیت صعودی بازار

I	x1	x4	x10	x13	y^	n0,i	n1,i	∑n0,k	∑n1,k	Si	correction rate
1	**0**	**0**	**0**	**0**	**48.71355**	**6**	**3**	**6**	**46**	**52**	**98.68315**
2	1	1	0	1	57.65715	0	2	6	43	49	97.9574
3	1	1	0	0	61.50582	1	5	7	41	48	99.96283
4	1	1	1	1	64.37146	6	32	13	36	49	97.6609
5	1	0	1	0	68.34714	1	0	14	4	18	96.15483
6	0	1	0	0	69.05649	1	0	15	4	19	97.01626
7	1	0	0	0	71.74599	0	3	15	4	19	97.85554
8	1	1	1	0	74.55098	0	1	15	1	16	97.12589

S_1 شرایط حد مرزی را دارا می‌باشد، زیرا دارای حداکثر S_i و بالاترین دقت و کم‌ترین خطاست پس i=۱ و $\hat{y}$ = ۴۸/۷۱ می‌باشد. از آن جایی‌که $\hat{y}$ها به ترتیب صعودی در جدول قرار گرفته‌اند، از y_1 به بعد، متمایل به ۱ هستند که افزایش در قیمت‌ها را نشان می‌دهند. این نتایج قابل قبول، وضعیت صعودی بازار را تأیید می‌کنند، بنابراین قاعده‌ی استخراج شده مبتنی بر سطح پایین حد مرزی S_1 به شرح زیر می‌باشد:

$\mathrm{IF}(\sim x_1 \sim x_4) \vee (\sim x_1 x_4) \quad \mathrm{THEN}\ y = 1$

$\boldsymbol{ELSE\ y = 1}$

1- Smooth.
2- Flactuate.

www.SID.ir

وضعیت نزولی

در وضعیت نزولی نیز همانند حالت صعودی عمل شده و برای استخراج قواعد، جدول (۳) تشکیل داده می‌شود. همان‌گونه که مشخص است بیشینه بودن فراوانی $n_{0,i}$ به ازای تمام iها نشان دهنده‌ی وضعیت نزولی است. لازم به یادآوری است که نتایج مطلقی قابل استخراج نمی‌باشد، زیرا با پیش فرض نزولی بودن وضعیت بازار عمل کرده و به نتایجی غیر از آن دست نیافته‌ایم.

جدول ۳- نتایج حاصل از استخراج قواعد در وضعیت نزولی

I	x1	x4	x10	x13	y^	n0,i	n1,i	∑n0,k	∑n1,k	correction rate	Si
1	0	0	1	0	62.22687	4	1	4	7	97.73855	11
2	1	0	0	1	68.4692	1	1	5	6	98.06932	11
3	0	0	0	1	69.20712	2	0	7	5	97.95505	12
4	0	1	1	0	71.27878	2	0	9	5	96.67983	14
5	1	1	0	1	71.69132	3	0	12	5	98.39706	17
6	0	0	0	0	72.287	6	1	18	5	97.77643	23
7	1	0	0	0	72.98882	0	1	18	4	98.99128	22
8	0	0	1	1	76.35903	1	1	19	3	97.91527	22
9	0	1	1	1	76.85297	1	0	20	2	97.77625	22
10	1	1	1	1	77.03096	1	0	21	2	97.45318	23
11	1	1	1	0	77.82898	1	0	22	2	96.93497	24
12	**1**	**1**	**0**	**0**	**77.86001**	**1**	**2**	**23**	**2**	**96.02528**	**25**

S_{12} شرایط حد مرزی را داراست، بنابراین قاعده‌ی استخراج شده براساس سطح بالای حد مرزی S_{12} ، به شرح زیر می‌باشد:

$IF(\sim x_1 \sim x_4 \vee \sim x_1x_4) \vee (\sim x_{10} \sim x_{13} \vee \sim x_{10}x_{13}) \quad THEN\ y = 0$
$\boldsymbol{ELSE\ y = 1}$

Archive of SID

www.SID.ir

وضعیت هموار

استخراج قواعد در وضعیت هموار بر اساس جدول (۴)، نشان‌دهنده‌ی حد مرزی میانی با دو سطح بالا و پایین است.

جدول ۴- نتایج حاصله برای استخراج قواعد در وضعیت هموار بازار

I	x1	x4	x10	x13		n0,i	n1,i	diff	∑n0,k	∑n1,k	Si	correction rate
1	0	0	1	1	48.44405	0	1	1	0	8	8	96.1518766
2	1	0	0	0	49.05693	1	0	-1	1	7	8	97.4161986
3	0	0	0	1	49.26816	1	1	0	2	7	9	97.515615
4	**1**	**1**	**1**	**1**	**56.31487**	**3**	**4**	**1**	**5**	**6**	**11**	**98.4652403**
5	0	1	1	1	56.49433	0	1	1	0	2	2	97.8143536
6	1	0	1	1	56.61395	0	1	1	0	1	1	97.4272855

کامل‌ترین نتایج در وضعیت هموار رخ می‌دهد، زیرا شامل وضعیت‌های صعودی و نزولی است. بیش‌ترین فراوانی در i=۴ حاصل شده است و بنابراین S_4 حد مرزی استخراج قواعد در وضعیت هموار بازار می‌باشد و می‌توان قاعده‌ی استخراجی را براساس دو سطح بالا و پایین حد مرزی به شرح زیر تعریف کرد:

$IF\ (\sim x_1 \sim x_4) \vee (\sim x_{10} \sim x_{13})$ THEN $y = 0$
$ELSE\ y = 1$

وضعیت نوسانی

در این حالت همانند وضعیت هموار، هر دو سطح بالا و پایین که نشانگر وضعیت‌های صعودی و نزولی بازار باشد، وجود دارند، با این تفاوت که شرایط لازم برای حصول حد مرزی استخراج قواعد موجود نمی‌باشد. به عبارت بهتر فاقد حد مرزی (با تمام ویژگی‌های لازم آن) در وضعیت نوسانی هستیم.

همان طور که در نتایج جدول (۵) مشخص است، در وضعیت نوسانی، S_i حداکثری (S_2)، دارای تمام ویژگی‌های حد مرزی استخراج قواعد نمی‌باشد و بنابراین

www.SID.ir

قاعده‌ی مشخصی قابل تعریف نیست و تمام وضعیت‌های صعودی و نزولی به صورت نامنظمی رخ می‌دهند.

جدول ۵- نتایج حاصل از استخراج قواعد در وضعیت نوسانی بازار

I	x1	x4	x10	x13	y^	n0,i	n1,i	∑n0,k	∑n1,k	Si	correction rate
1	0	0	0	0	69.74788	1	6	1	23	24	97.653434
2	**1**	**1**	**1**	**1**	**70.52179**	**8**	**5**	**9**	**17**	**26**	**98.222167**
3	0	1	1	1	76.04262	1	2	10	12	22	98.843941
4	0	0	1	0	76.04898	2	1	12	10	22	98.861487
5	0	0	0	1	76.17781	0	1	12	9	21	98.81414
6	0	1	1	0	76.17844	0	1	12	8	20	99.935399
7	1	0	0	1	76.47699	1	2	13	7	20	99.167502
8	0	0	1	1	76.97033	2	3	15	5	20	98.132465
9	1	1	0	0	76.97033	2	2	17	2	19	98.533137
10	1	1	0	1	77.04922	2	0	19	0	19	97.75468
11	1	1	1	0	77.82898	1	0	20	0	20	96.934967

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله تلاش شده قواعدی در بازار برنت استخراج شود که بر اساس آن معامله‌گران در بازار نفت بتوانند به پیش‌بینی‌های مطلوبی از تغییرات قیمت نفت دست یابند. به این منظور، میانگین‌های متحرک ۵ روزه و ۵۰ روزه را با ۳ وقفه و میانگین‌های متحرک ۱۰ روزه و ۱۰۰ روزه و تفاضل‌های آن‌ها به عنوان ورودی‌های شبکه‌ی عصبی تعریف شده‌اند. سپس بر اساس روش ارائه شده با استفاده از شبکه‌ی عصبی GMDH، به استخراج قواعد موجود در بازار نفت پرداخته شده است.

بر اساس نتایج به دست‌آمده، تأثیر عوامل بیرونی روی بازار نفت، نوسانات نامنظمی را در بازار ایجاد می‌کند و به این دلیل قواعد مطلق و نسبی در کل بازار، قابل استخراج نیستند. بنابراین برای استخراج قواعد به طور نسبی، از وضعیت‌های ۴ گانه‌ی مختلف بازار استفاده نمودیم. در وضعیت هموار کامل‌ترین قواعد، بر اساس دو سطح بالا و پایین

Archive of SID
www.SID.ir

حد مرزی استخراج شده‌اند و در هر دو وضعیت نزولی و صعودی، استخراج قواعد تنها بر اساس یک سطح بالا و پایین حد مرزی انجام گرفت. در وضعیت نوسانی بـه دلیـل عـدم احراز حد مرزی با شرایط کامل، هیچ قاعده‌ی مشخصی استخراج نشده است.

فهرست منابع

ابریشمی، حمید، معینی، علی، مهرآرا، محسن، احراری، مهدی، سلیمانی کیا، فاطمه، مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت بنزین با استفاده از شبکه‌ی عصبی GMDH، فصل‌نامه‌ی پژوهش‌های اقتصادی ایران، دانشکده‌ی اقتصاد علامه طباطبایی، شماره‌ی ۳۶، پائیز ۱۳۸۷.

شرزه‌ای، غلامعلی، احراری، مهدی، فخرایی، مجید، مقایسه‌ی پیش‌بینی تقاضای آب شهر تهران با استفاده از الگوهای ساختاری، سری‌های زمانی و شبکه‌ی عصبی، فصل‌نامه‌ی تحقیقات اقتصادی، دانشکده‌ی اقتصاد تهران، شماره‌ی ۸۴، پائیز ۱۳۸۷.

معینی، علی، مهرآرا، محسن، احراری، محاسبه‌ی هوشمند حداکثر عایدی در بازار پیش خرید و پیش فروش نفت خام، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، مؤسسه‌ی مطالعات بین‌المللی انرژی، شماره‌ی ۱۹، زمستان ۱۳۸۷.

مهرآرا، محسن، بهرادمهر، نفیسه، احراری، مهدی، محقق، محسن، پیش‌بینی بی‌ثباتی قیمت نفت با استفاده از شبکه‌ی عصبی GMDH، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، مؤسسه‌ی مطالعات بین‌المللی انرژی، شماره‌ی ۲۵، تابستان ۱۳۸۹.

میرزایی، مجید، مقایسه‌ی عایدی قراردادهای آنی و آتی نفت‌خام با استفاده از شبکه‌ی عصبی GMDH، پایان نامه‌ی کارشناسی ارشد، دانشکده‌ی اقتصاد دانشگاه تهران، ۱۳۸۵.

Anastasakis, L., Mort, N., The Development of Self - Organization Techniques in Modeling: A Review of The Group Method of Data Handling (GMDH), Department of Automatic Control & Systems Engineering The University of Sheffield, Mappin St, Sheffield, No. 813, 2001.

Brock, W.A. Lakonishok, J., LeBaron, B, Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns, Journal of Finance 47 ,1731–1764, 1992.

Archive of SID

www.SID.ir

Farlow, S.J., Self-organizing methods in modeling, GMDH type algorithms, New York and Basel, Marcel Dekker, Inc., 1984.

Fernandez-Rodriquez, Fernando, Gonzalez - Martel, Christian, Sosvilla-Rivero, Simon, 2000. On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: evidence from the Madrid stock market. Economics Letters 69 (1), 89–94.

Franses, Philip Hans, van Griensven, Kasper, 1997. Forecasting exchange rates using neural networks for technical trading rules. Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics 2 (4), 108–114.

Fujimoto,K. and Nakabayashi.S., Applying GMDH algorithm to extract rules from examples, 2001.

Fu, L.M.,Rule generation from neural networks,1994.

Gallant, S.I., Connectionist expert systems,1988.

Gencay,R.,The predictability of security returns with simple technical trading rules, 1997.

Gencay,R., Linear, non-linear and essential foreign exchange rate prediction with simple technical trading rule, 1997.

Gencay,R., Optimization of technical trading strategies and the profitability in security markets, 1997.

Gencay, Ramazan, Stengos, Thanasis, 1998. Moving average rules, volume and the predictability of security returns with feedforward networks. Journal of Forecasting, 17 (56), 401–414.

Ivakhnenko,A.G. and Koppa, A.U., Regularization of decision functions in the group method of data handling, 1970

Ivakhnenko A.G and Ivakhnenko, G.A., The review of problems solvable by algorithms of the group method of data handling (GMDH), Pattern Recognition and Image Analysis, 5, No.4, 527-535, 1995.

Ivakhnenko, A.G. The group method of data handling; a rival of the method of stochastic approximation. Soviet Automatic Control, 13(3), 43-55, 1968.

Ivakhnenko, A.G., Polynomial Theory of Complex System, IEEE Trans. Syst. Man & Cybern, SMC-1, 364-378, 1971.

Jamali, A., Nariman-zadeh, N., Atashkari, K., Inverse Modelling of Multi-objective Thermodynamically Optimized Turbojet Engines using GMDH and GA, 14th Annual (International) Mechanical Engineering Conference – May 2006, Isfahan University of Technology, Esfahan, Iran.

Archive of SID

www.SID.ir

Neftci, S.N., 1991.Naïve trading rules in financial markets and Wiener-Kolmogorov prediction theory: a study of technical analysis. Journal of Business 64, 549–571.

Towell, G.G. and Shavlik, J.W.,Extracting refined rules from Knoeledge-based neural networks,1993.

Tsukimoto,H.and Shimogori,B.,The structural analysis of neural networks using multilinear functions, electronic, 1996.

Vasechkina, E.F. and Yarin, V.D., "Evolving polynomial neural network by means of genetic algorithms: some application examples". Complexity International, 9, 2001.

Archive of SID

www.SID.ir