Archive of SID

فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی/ سال هفتم / شماره‌ی ۲۴/ بهار ۱۳۸۹/ صفحات ۱۹۲ - ۱۷۱

پیش بینی قیمت گازوئیل خلیج فارس، مبتنی بر تحلیل تکنیکی و شبکه‌های عصبی

حمید ابریشمی
استاد دانشکده‌ی اقتصاد دانشگاه تهران abrishami@ut.ac.ir

حجت اله غنیمی فرد
استادیار دانشگاه صنعت نفت

مهدی احراری
پژوهشگر اقتصادی meahrari@yahoo.com

منیژه رضایی
کارشناس ارشد توسعه و برنامه‌ریزی اقتصادی دانشکده‌ی اقتصاد دانشگاه تهران
manizheh1983@yahoo.com
تاریخ دریافت: ۸۷/۱۰/۲۸ تاریخ پذیرش: ۸۸/۶/۲

چکیده

در این مقاله، از شبکه‌ی عصبی GMDH، برای پیش بینی قیمت گازوئیل مبتنی بر قواعد تحلیل تکنیکی، شامل میانگین‌های متحرک کوتاه مدت و بلندمدت، به عنوان ورودی شبکه، طی دوره‌های مختلف بازار، استفاده شده است. در این بررسی، هزینه‌های مبادله و عوامل برون زا لحاظ نشده است. در روش تحلیل تکنیکی، پیش بینی‌ها با تکیه بر رفتار گذشته‌ی قیمت در همان بازار (در این‌جا گازوئیل خلیج فارس) است. نتایج نشان می‌دهد که بهترین عملکرد پیش بینی در وضعیت باثبات بازار حاصل شده است. هم‌چنین پیش بینی‌های شبکه‌ی عصبی نسبت به روش سری زمانی، از خطایکم‌تر و دقت بالاتری برخوردار است.

طبقه بندی JEL : Q47,C14, C15, C45, C53, C67, G17

کلید واژه: شبکه‌ی عصبی GMDH، قیمت گازوئیل، پیش‌بینی، تحلیل تکنیکی

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

بررسی روند مصرف گازوئیل در ایران حاکی از آن است که طی دوره‌ی ۸۶-۱۳۵۳، به جز مقاطعی خاص که به دلیل جنگ یا تحولات اجتماعی میزان مصرف آن کاهش یافته، همواره با روندی رو به رشد مواجه بوده، به طوری‌که از ۱۷/۵میلیون لیتر در روز، به ۸۷/۳ میلیون لیتر در روز افزایش داشته، که معادل رشد متوسط سالانه ۲/۴۵ درصد است. در یک نگاه کلی می‌توان گفت که شکاف بین تولید و مصرف طی سال‌های ۱۳۷۶-۱۳۶۹، ناشی از کاهش تولید نسبت به مصرف بوده است و برای جبران آن واردات گازوئیل داشته‌ایم. از سال ۸۳-۱۳۷۷، تولید به اندازه‌ای بوده که هم مصرف داخلی را تامین کرده و هم صادرات انجام شده است. متاسفانه از سال۱۳۸۴، به دلیل افزایش مصرف، مجبور به واردات این محصول شده‌ایم.

با توجه به اهمیت پیش بینی در حوزه‌ی مسائل مالی و اقتصادی، محققان همواره در تلاشند که از روش‌های دقیق‌تری در این زمینه بهره بگیرند تا به درک نسبی بهتری از وضعیت آینده‌ی بازار دست یافته و از نااطمینانی‌ها بکاهند. این مقاله سعی دارد تا با ارایه‌ی روشی دقیق‌تر نسبت به سایر روش‌های تجربه شده در حوزه‌ی پیش بینی بازار نفت و فرآورده‌های نفتی، به پیش بینی قیمت گازوئیل در خلیج فارس بپردازد، چرا که پیش‌بینی‌های صحیح قیمت این محصول در بازار خلیج فارس، به تصمیم‌گیری‌های مناسب در احداث واحدهای جدید تولید و یا میزان استفاده از ظرفیت تولید کنونی در کشورمان کمک می‌کند.

از دیرباز و به‌خصوص در چند دهه‌ی گذشته پیش‌بینی وقایع و درک آینده زمینه‌ی تحقیقات بسیاری بوده است. نتیجه‌ی این تلاش‌ها، روش‌های متنوعی است که بیش‌تر بر پایه‌ی مدل‌های آماری و اقتصادسنجی بنا شده‌اند. اما در مقابل این روش‌ها، روش دیگری است که از آن به عنوان شبکه‌های عصبی مصنوعی[1] نام برده می‌شود. اگر چه روش‌های آماری و اقتصادسنجی، در زمینه‌ی پیش‌بینی سری‌های زمانی عملکرد نسبتاً خوبی داشته‌اند، اما در عین حال دارای محدودیت‌هایی نیز هستند. اول آن‌که ممکن است در این گونه روش‌ها فرم تبعی[2] متغیرهای مستقل و وابسته در صورت

1- Artificial Neural Network.
2- .Functional Form.

www.SID.ir

Archive of SID

عدم شناخت کافی به درستی تصریح نشود. دوم آن‌که داده‌های پرت[1] ممکن است به تخمین اریب پارامترهای مدل بیانجامد. به علاوه، بیش‌تر مدل‌های سری زمانی، خطی بوده و بنابراین در توضیح رفتارهای غیرخطی ناتوان‌اند. از این رو می‌توان با استفاده از شبکه‌های عصبی براین مشکلات فائق آمد و محدودیت‌های مذکور را به حداقل رساند. روش برگزیده‌ی این مقاله برای پیش بینی قیمت گازوئیل، نوع خاصی از شبکه‌های عصبی، موسوم به دسته‌بندی گروهی داده‌های عددی GMDH[2] است که بر اساس فرآیند خودسازماندهی و ارزیابی داده‌ها به صورت جداگانه با استفاده از معیار خارجی[3] برای مدل‌سازی‌های پیچیده کاربرد دارد. متغیرهایی که روی فرآیند تأثیر می‌گذارند، می‌توانند به عنوان ورودی شبکه مورد استفاده قرارگیرند. سپس الگوریتم GMDH، با بررسی و کشف روابط بین آن‌ها و آزمون مدل‌های پیشنهادی به طور هوشمند، مدل بهینه‌ای را ارائه و متغیر خروجی را پیش بینی می‌کند. بنابر این، در این مقاله با استفاده از داده‌های عددی تجربی، مدل عددی مبتنی بر داده‌های تجربی، با استفاده از شبکه‌های عصبی از نوع GMDH، ارائه شده است.

در بخش ۲، پیشینه‌ی تحقیقات انجام گرفته در این زمینه را بررسی خواهیم کرد. روش شبکه‌ی عصبی GMDH در بخش ۳ شرح داده شده است. در بخش ۴، نتایج پیش‌بینی قیمت گازوئیل با روش GMDH و ARIMA با هم مقایسه می‌شود و بخش ۵، که در برگیرنده‌ی نتیجه گیری است، پایان بخش مقاله خواهد بود.

۲- پیشینه‌ی تحقیقات

الگوریتم GMDH، اولین بار توسط ایواخننکو[4] (۱۹۶۸)، برای مدل کردن سیستم‌های پیچیده‌ای که شامل یک سری داده‌ها با چندین ورودی و یک خروجی بودند، مورد استفاده قرار گرفت. در حقیقت هدف اصلی، ساختن تابعی در یک شبکه براساس تابع انتقال درجه‌ی دوم است.

تاکنون در مورد به کارگیری شبکه‌ی عصبی GMDH در اقتصاد مقالات بسیاری انتشار یافته است. از جمله زمینه‌های اولیه‌ی تحقیقاتی که مورد استفاده قرار گرفت،

1- Outliers.
2- Group Method of Data Handing.
3- External Criterion.
4- Ivakhnenko .

www.SID.ir

Archive of SID

می‌توان به شناسایی و پیش بینی بازارهای مالی اشاره کرد. بر اساس نظر اسکات و هاچیسون [1](۱۹۹۹)، روش‌های معمول به دلیل عدم توانایی در طرح یک تکنیک معین جهت انتخاب متغیر ورودی، شکست خورده به حساب می‌آیند. این‌گونه سیستم‌ها به دلیل ماهیت غیرخطی خود، قادر به توضیح ارتباطات کوچک میان متغیرها و عکس‌العمل آن‌ها نسبت به هم نیستند. از این رو به نظر می‌رسد که GMDH در این زمینه بسیار کارساز عمل کرده باشد.

مولر و ایواخننکو [2] (۱۹۹۶) در مقاله‌ای، آخرین دستاوردهای شبکه‌ی عصبی GMDH در پیش بینی و تحلیل بازار سهام را ارائه کردند. واتر و همکاران [3] (۱۹۹۷)، قیمت سهام را با این نوع شبکه‌ی عصبی پیش بینی کردند، که از دقت بالایی برخوردار بود. لمکه [4] و مولر (۱۹۹۷)، از الگوریتم GMDH در دو مرحله استفاده کردند، به این ترتیب که در مرحله‌ی نخست به پیش بینی سبد سهام پرداخته و در مرحله‌ی بعد با طراحی یک مکانیسم " کنترل فرآیندی"، پیش بینی‌ها را به سیگنال‌های خرید و فروش تبدیل کردند. پاندیا و همکاران [5] (۱۹۹۹)، به پیش‌بینی شاخص‌های بازار سهام با استفاده از این نوع شبکه‌ی عصبی پرداختند. هاولند و وس [6] (۲۰۰۳) در مقاله‌ای، به پیش‌بینی میزان جریان گاز طبیعی از مخازن را پرداختند. مالیک و نصرالدین [7](۲۰۰۵) در مطالعه‌ی خود، روش شبکه‌ی عصبی آبشاری ۸ را معرفی کرده و از این روش جهت پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت بر روی GDP استفاده و نتایج حاصل از آن را با مدل گام تصادفی، مدل اتورگرسیو و مدل خطی مقایسه کردند. نتیجه‌ی این‌که، آن‌ها استفاده از شبکه‌ی عصبی را به عنوان ابزاری قدرتمند در جهت پیش بینی معرفی می‌کنند. معینی و همکاران (۱۳۷۸)، از رویکرد هوشمند تلفیقی مشتمل بر شبکه عصبی GMDH و الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی چند منظوره برای تحلیل قیمت پیش خرید و پیش فروش نفت خام به منظور محاسبه حداکثر عایدی حاصل از پیش‌بینی در روندهای مختلف بازار مبتنی بر قواعد تحلیل تکنیکی استفاده کردند. نتایج نشان داد روند

1- Scott & Hutchinson.
2- Muller & Ivakhnenko.
3- Water et al.
4- Lemke.
5- Pandya et al.
6- Howland & Voss.
7- Malik & Nasereddin.
8- Cascaded artificial neural net work.

www.SID.ir

Archive of SID

صعودی دارای بیشترین عایدی و روند بی‌ثباتی توأم با تغییر، کمترین عایدی را دارد. سرینی واسان[1] (۲۰۰۸)، تقاضای انرژی را با دو نوع شبکه‌ی عصبی پیش بینی کرده، که نتایج، نشان از برتری شبکه‌ی عصبی GMDH نسبت به شبکه‌های عصبی بازگشتی دارد. ابریشمی و همکاران (۲۰۰۸) در تحقیقی، از شبکه‌ی عصبی GMDH مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای پیش بینی قیمت بنزین با دو روش قیاسی و قواعد تحلیل تکنیکی، استفاده کردند. متغیرهای ورودی در روش قیاسی شامل همه‌ی عوامل مؤثر(درون و برون سیستمی) بر قیمت بنزین و در روش تحلیل تکنیکی شامل، میانگین‌های متحرک کوتاه‌مدت و بلندمدت بود. نتایج نشان از دقت بیش از ۹۶٪ پیش بینی و پایداری روش قیاسی و بیش از ۹۹٪ تحلیل تکنیکی داشت. هم‌چنین در مقایسه‌ی معیارهای خطا، دقت پیش‌بینی‌های شبکه‌ی عصبی GMDH، به‌طور معنی‌داری از الگوی رگرسیونی بهتر بود.

۳- مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی GMDH

برخلاف مدل‌سازی تحلیلی و تئوریک که تمامی اجزای سیستم معرفی شده و تنها لازم است که ارتباط اجزا برقرار و نیز تجزبه و تحلیلی از کل مجموعه ارائه شود، در مدل‌سازی عددی، اجزای سیستم مجهول بوده و تنها ورودی و خروجی آن در دسترس است. در مدل‌سازی عددی مبتنی بر شناسایی[2] سیستم سعی داریم که با استفاده از اطلاعات ورودی و خروجی آن را شناسایی کنیم، که حاصل این شناسایی با ایجاد یک تابع تقریبی ریاضی میان ورودی و خروجی که همان مدل سیستم می‌باشد، توأم است. به طور کلی مسائل شناسایی سیستم بدین‌گونه مطرح می‌شود که فرض می‌کنیم رابطه‌ی خروجی (y) یک سیستم ناشناخته، با m ورودی به صورت $y = f(x_1, x_2, x_3, ..., x_m)$ باشد. با داشتن N نمونه از این داده‌های ورودی و خروجی، سیستم همانند:

1- Srinivasan.
2- Identification.

www.SID.ir

Archive of SID

input			*output*
x_{11}	x_{12}	$x_{13} \cdots\cdots x_{1m}$	y_1
x_{21}	x_{22}	$x_{23} \cdots\cdots x_{2m}$	y_2
.....			.....
x_{N1}	x_{N2}	$x_{N3} \cdots\cdots x_{Nm}$	y_N

عمل شناسایی را می‌تواند انجام دهد، که نتیجه‌ی آن تقریب تابع $\hat{f}$ است که به موجب آن می‌توان به ازای بردار ورودی $(x_1, x_2, x_3, \ldots x_m)$ مقدار خروجی $\hat{y}$ را تقریب زد. شناسایی سیستم با به‌کار بردن روش‌ها و آلگوریتم‌های متفاوت همراه با اجزای هوش محاسباتی امکان پذیر است، ولی آن‌چه به طور معمول به‌عنوان هدف مشترک روش‌های شناسایی سیستم مطرح است، کمینه کردن مجموع مربعات خطا به ازای N نمونه می‌باشد.

روش دسته‌بندی گروهی داده‌های عددی GMDH، یک فن آوری آموزش آماری شبکه‌ای است. این روش یک روش مدل‌سازی آماری کلاسیک نیست، بلکه فرآیندی منظم برای غلبه بر ضعف‌های آماری و شبکه‌های عصبی مصنوعی است. (آناستاساکیس[1]، ۲۰۰۱). مدل‌های خطی و غیرخطی احتمالی یا خوشه سازی شده، با کمینه شدن یک معیار خارجی به‌دست می‌آیند. الگوریتم‌های دسته‌بندی نسبتاً ساده‌اند و این الگوریتم‌ها اطلاعات خود را مستقیماً از داده‌های ورودی دریافت می‌کنند. متغیرهای مؤثر ورودی، تعداد لایه‌ها و نرون‌ها در لایه‌های پنهان و ساختار بهینه‌ی مدل به صورت خودکار تعیین می‌شوند. این کار بر اساس کمینه‌سازی معیار خارجی در حین کامل شدن ساختار انجام می‌شود. GMDH، یک روش استقرایی است که با شبکه‌ها و تکنیک‌های قیاسی که عموماً استفاده می‌شوند، تفاوت دارد. GMDH، برای مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده و پیش بینی فرآیندهای چند متغیره، کاربردهای فراوانی دارد (ایواخننکو، ۱۹۹۵).

1- Anastasakis.

www.SID.ir

Archive of SID

شبکه‌های عصبی GMDH حاوی مجموعه‌ای از نرون‌ها[1] هستند که از پیوند جفت‌های مختلف از طریق یک چند جمله‌ای درجه‌ی دوم به‌وجود می‌آیند. شبکه با ترکیب چند جمله‌ای‌های درجه‌ی دوم حاصل از تمامی نرون‌ها، تابع تقریبی $\hat{f}$ را با خروجی $\hat{y}$، برای یک مجموعه از ورودی‌های $X = (x_1, x_2, x_3, \ldots, a_n)$ با کم‌ترین خطا، در مقایسه با خروجی واقعی y، توصیف می‌کند. بنابراین برای M داده‌ی آزمایشگاهی، شامل n ورودی و یک خروجی، نتایج واقعی به شکل رابطه‌ی (۱) نمایش داده می‌شوند:

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \ldots, x_{in}) \qquad (i = 1,2,\ldots, M) \qquad (1)$$

ما به دنبال شبکه‌ای هستیم که بتواند مقدار خروجی $\hat{y}$ را، برای هر بردار ورودی X، مطابق رابطه‌ی (۲) پیش بینی کند،

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \ldots, x_{in}) \qquad (i = 1,2,3,\ldots, M) \qquad (2)$$

به‌طوری‌که میانگین مربعات خطا بین مقادیر حقیقی و پیش‌بینی، کمینه شود، به عبارت دیگر :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{M} (\hat{y}_i - y_i)^2}{M} \rightarrow \min \qquad (3)$$

شکل عمومی اتصال بین متغیرهای ورودی و خروجی را می‌توان با استفاده از تابع چند جمله‌ای به شکل رابطه‌ی (۴) بیان کرد،

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i x_i + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{n} a_{ijk} x_i x_j x_k + \ldots \qquad (4)$$

که چند جمله‌ای ایواخننکو نامیده می‌شود. در بسیاری از موارد کاربردی از شکل درجه‌ی دوم و دو متغیره‌ی این چند جمله‌ای به صورت معادله‌ی (۵) استفاده می‌شود.

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i^2 + a_4 x_j^2 + a_5 x_i x_j \qquad (5)$$

1- Neuron.

www.SID.ir

Archive of SID

ضرائب مجهول a_i در معادله‌ی (۵) با تکنیک‌های رگرسیونی چنان به‌دست می‌آیند که اختلاف بین خروجی واقعی y و مقادیر محاسبه شده‌ی $\hat{y}$، برای هر جفت متغیر ورودی x_i و x_j، کمینه شود. مجموعه‌ای از چند جمله‌ای‌ها با استفاده از معادله‌ی (۵) ساخته می‌شوند که ضرائب مجهول همه‌ی آن‌ها، با استفاده از روش حداقل مربعات (LS) به‌دست می‌آید. برای هر تابع G_i (هر نرون ساخته شده)، ضرائب معادلات هر نرون برای حداقل کردن خطای کل آن، به منظور انطباق بهینه‌ی ورودی‌ها بر تمام جفت مجموعه‌های ورودی ـ خروجی، به‌دست می‌آیند (فارلو[1]، ۱۹۸۴):

$$E = \frac{\sum_{i=1}^{M} (y_i - G_i)^2}{M} \rightarrow \min \qquad (۶)$$

در روش‌های پایه‌ای الگوریتم GMDH، تمامی ترکیبات دوتایی (نرون‌ها) از n متغیر ورودی ساخته شده و ضرایب مجهول تمامی نرون‌ها با استفاده از روش حداقل مربعات به‌دست می‌آیند. بنابراین $\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$ نرون در لایه‌ی دوم ساخته می‌شوند که آن را می‌توان به شکل مجموعه‌ی (۷) نمایش داد.

$$\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}) \mid (i = 1,2,...,M) \ \& \ p,q \in (1,2,...,M)\} \qquad (۷)$$

از شکل درجه‌ی دوم تابع بیان شده در معادله‌ی (۵)، برای هر M ردیف سه تایی استفاده می‌کنیم، این معادلات را می‌توان به شکل ماتریسی (۸) بیان کرد:

$$Aa = Y \qquad (۸)$$

که در آن A، بردار ضرایب مجهول معادله‌ی درجه‌ی دو نشان داده شده در معادله‌ی (۵) است، یعنی:

$$a = \{a_0, a_1, ..., a_5\} \qquad (۹)$$

و

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, ..., y_M\}^T \qquad (۱۰)$$

از مقادیر بردارهای ورودی و شکل تابع به راحتی قابل مشاهده است که:

1- Farlow.

www.SID.ir

Archive of SID

$$A=\begin{bmatrix} ۱ & x_{۱p} & x_{۱q} & x_{۱p}^{۲} & x_{۱q}^{۲} & x_{۱p}x_{۱q} \\ ۱ & x_{۲p} & x_{۲q} & x_{۲p}^{۲} & x_{۲q}^{۲} & x_{۲p}x_{۲q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ ۱ & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}^{۲} & x_{Mq}^{۲} & x_{Mp}x_{Mq} \end{bmatrix} \qquad (۱۱)$$

روش حداقل مربعات از آنالیز رگرسیون چندگانه[1]، حل معادلات را به شکل معادله‌ی (۱۲) به‌دست می‌دهد:

$$a=(A^{T}A)^{-۱}A^{T}Y \qquad (۱۲)$$

این معادله، بردار ضرایب معادله‌ی (۵) را برای تمام M مجموعه‌ی سه تایی ایجاد می‌کند.

یکی از مسائل مهمی که در شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه (پرسپترون و ...) مطرح است، طراحی ساختار شبکه می‌باشد. در این طراحی، بایستی تعداد لایه‌ها و نیز ساختار درونی از قبیل تعداد وزن‌ها و مقادیر اولیه‌ی آن‌ها و هم‌چنین تابع تحریک هر نرون، به صورت مناسب انتخاب شود. تا یک رابطه‌ی مناسب و ایده آل میان داده‌های ورودی و خروجی برقرار شود.

مسأله طراحی شبکه‌های عصبی GMDH، با مسائل عنوان شده در بالا متمایز است. در این نوع از طراحی، هدف، جلوگیری از رشد واگرایی شبکه و نیز مرتبط کردن شکل و ساختار شبکه به یک یا چند پارامتر عددی است، به گونه‌ای که با تغییر این پارامتر، ساختار شبکه‌ها نیز تغییر کند. روش‌های تکاملی [2] مانند الگوریتم ژنتیک کاربرد وسیعی در مراحل مختلف طراحی شبکه‌های عصبی به‌دلیل قابلیت‌های منحصر به فرد خود در پیدا کردن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیر قابل پیش بینی، دارند (نریمان زاده و همکاران ۲۰۰۲و ۲۰۰۳). در تحقیق حاضر، برای طراحی شکل شبکه‌ی عصبی و تعیین ضرایب آن، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

1- multiple-regression.
2- Evolutionary.

www.SID.ir

Archive of SID

۴- پیش‌بینی قیمت گازوئیل مبتنی بر تحلیل تکنیکی و شبکه‌ی عصبی GMDH

مهم‌ترین بازارهای سازمان یافته‌ی بورس در جهان برای گازوئیل، بازار بورس نفت نیویورک (نایمکس[1]) و بازار بورس لندن(ICE[2]) هستند. بازار بورس نایمکس در سال ۱۸۷۲ تاسیس شده و نخست محل مبادله‌ی کالاهای کشاورزی و فلزات قیمتی بوده است، اولین قرارداد مربوط به فرآورده‌های نفتی، در سال۱۹۸۷ و در قالب قراردادهای آتی(پیش خرید و پیش فروش) برای تحویل گازوئیل در بنادر نیویورک بسته شد. پس از آن قرارداد دیگری در سال ۱۹۸۱ با همان ویژگی برای بنزین بسته شد. در پی موفق عمل کردن این قراردادها، معامله‌گران نفتی به آن توجه بیش‌تری کردند و در پی آن نخستین قرارداد آتی نفت خام وست تگزاس اینترمدیت[3] قابل تحویل در ایالت اوکلاهاما، در مارس ۱۹۸۳ منعقد شد. این بازار با معرفی قراردادهای اختیاری در نوامبر ۱۹۸۶، مورد توجه خاص قرارگرفت، به گونه‌ای که پس از یک ماه (یعنی در دسامبر همان سال)، حجم قراردادهای اختیاری نفت خام به ۵۴۹۰۹ قرارداد، با حجم نفتی ۵۵ میلیون بشکه رسید. در سال ۱۹۹۰ نیز قراردادهای آتی مربوط به گاز طبیعی در این بورس، معرفی و مورد معامله قرار گرفت. در دهه‌ی ۱۹۹۰، این بازار به گونه‌ای به سیستم‌های رایانه‌ای مجهز شد که معامله در ساعات تعطیلی بورس نیز امکان پذیر شد. سیستم الکترونیکی"اکسز"، مبادلات مزبور به قراردادهای آتی را پوشش می‌دهد. در بازار بورس نایمکس گازوئیل حرارتی[4] معامله می‌شود و معامله از ۹ صبح الی ۲:۳۰ بعدازظهر انجام می‌پذیرد.

بازار بورس لندن برای نخستین بار در آوریل ۱۹۸۱ بر روی قراردادهای آتی انرژی گشایش یافت. اولین قرارداد آن مربوط به گازوئیل برای تحویل در بندر روتردام بود. در روز اول گشایش، تعداد قراردادهای مربوط به گازوئیل به ۸۰۷ قرارداد رسید. این بازار به‌دلیل عقب ماندن از تکنولوژی روز، در مقایسه با نایمکس، در سال‌های اخیر دچار ضعف شده است به گونه‌ای که چند گزینه و پیشنهاد برای خرید سهام توسط برخی شرکت‌های دست اندر کار مسائل انرژی و هم‌چنین بازار بورس نایمکس جهت ادغام آن ارائه شده است. در جون ۲۰۰۱، بازار بورس لندن که دومین بازار بزرگ انرژی در جهان است، از IPE به ICE تغییر نام یافت.[5]

1- New York Mercantile Exchange(NYMEX).
2- International Commercial Exchange.
3- West Texas Intermediate.
4- Heating oil.
5- PVM Consulting Company.

www.SID.ir

Archive of SID

بر اساس بررسی‌های انجام گرفته، قیمت‌های گازوئیل بازار خلیج فارس به عنوان یکی از معیارهای اصلی در تعیین قیمت پایه‌ای معاملات در بازار هندوستان است و از آن‌جا که بیش‌ترین واردات گازوئیل ایران از هندوستان انجام می‌گیرد، بنابراین در این مقاله به پیش‌بینی قیمت‌های گازوئیل خلیج فارس به عنوان متغیر خروجی خواهیم پرداخت.

آمار مربوط به قیمت های گازوئیل بازار بورس خلیج فارس، سنگاپور و نیویورک که در این تحقیق استفاده شده اند، از طریق نشریه‌ی بین‌المللی plats[1]، که مرکز انتشار آن نیویورک است و سایت اینترنتی سازمان اطلاعات انرژی امریکا (EIA)[2]، به‌دست آمده است. قیمت‌های گازوئیل در نظر گرفته شده برای انجام این تحقیق، به‌صورت روزانه و در بازه‌ی زمانی ۲ ژانویه ۲۰۰۴، الی ۱۹ نوامبر ۲۰۰۹ هستند.

با مروری بر روند قیمت‌ها در دو بازار بورس گازوئیل خلیج فارس و سنگاپور، مشاهده می‌شود که در دوره‌ی زمانی مورد نظر، قیمت‌ها همواره روندی افزایشی داشته‌اند. البته در ابتدای دوره با کمی نوسان همراه بود و سپس قیمت‌ها به کندی رو به افزایش گذاشته و از ماه جون تا اوت، حالتی آرام را داشته و سپس تا آخر این دوره قیمت‌ها به سرعت افزایش یافته و بازاری پر رونق داشته‌ایم.

یکی از متداول‌ترین قواعد تحلیل تکنیکی روش میانگین متحرک[3] است که سری داده‌ها را هموار و زمینه را برای پیگیری روند داده‌ها فراهم می‌کند. میانگین‌های متعددی از سوی پژوهشگران ارائه شده است که ساده‌ترین آن‌ها میانگین متحرک ساده است که در آن میانگین n داده به‌طور عادی و بدون هیچ‌گونه اعمال وزنی محاسبه می‌شود. میانگین‌ها در تجزیه‌ی تحلیل فنی بازار نقشی اساسی و عمده دارند و براساس تئوری داو[4]، اولین اصل در بازار، مطالعه‌ی میانگین‌هاست. امروزه میانگین‌های متحرک یکی از کاربردی‌ترین شاخص‌های کامپیوتری بوده و به‌دلیل روش ساختاری و هم‌چنین حساسیت آن نسبت به تعیین کمّی تصاویر و به کارگیری در آزمون‌ها، مبنای بیش‌تر سیستم‌های پیگیری روند مکانیکی است. به‌عنوان مثال برای محاسبه‌ی یک میانگین متحرک ۱۰ روزه، بایستی قیمت‌های ده روز اخیر را با یکدیگر جمع و حاصل جمع مزبور را بر عدد ۱۰ تقسیم کرد. واژه متحرک به این دلیل استفاده می‌شود که فقط

1- Macro Hill Plats.
2- www.eia.org.
3- Moving Average.
4- DOW.

www.SID.ir

Archive of SID

قیمت‌های آخرین ده روز گذشته در محاسبه‌ی آن مورد استفاده قرار می‌گیرند. بنابراین برای این‌که مجموعه‌ی اطلاعات به‌صورت میانگین متحرک محاسبه شود، باید هم‌پای هر روز تجاری حرکت کرد. به عبارت دیگر در هر روز میانگین قیمت‌های ده روز گذشته را مطالعه می‌کنیم. در حقیقت میانگین متحرک یک ابزار یکنواخت کننده است که با استفاده از میانگین قیمت‌ها، ارقام بالا و پائین کنار هم گذاشته می‌شوند تا روند اساسی بازار به سادگی قابل تشخیص شود. به منظور توضیح چگونگی استفاده از میانگین‌های متحرک ساده، بحث خود را با یک میانگین ده روزه ساده شروع می‌کنیم. متوسط قیمت‌های روزانه‌ی آخرین ده روز را محاسبه و سپس به کمک نمودار میله‌ای آن را با قیمت‌های بسته شده‌ی بازار مقایسه می‌کنیم. اگر قیمت‌های بسته شده‌ی بازار بالاتر از میانگین متحرک ساده مزبور قرار گیرد، علامت خرید و اگر پائین‌تر از میانگین متحرک ساده قرار گیرد، علامت فروش است. برای محاسبه‌ی میانگین‌های متحرک، از میانگین حسابی، مطابق رابطه‌ی زیر استفاده می‌کنیم:

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

که در آن Pt، قیمت در لحظه‌ی t، Pt-i قیمت در i روز قبل از آن است، n تعداد روزها و M میانگین حسابی متحرک درلحظه‌ی t در n روز است. لازم به ذکر است که میانگین‌های هندسی و وزنی نیز برای این کار می‌توانند مورد استفاده قرار بگیرند. نتایج حاصل از مطالعات متعدد، بیانگر آن است که ورودی‌های مؤثر در ارایه‌ی سیگنال معامله‌ای، تفاوت میانگین‌های متحرک کوتاه مدت و بلندمدت هستند (جن کی[1]، ۱۹۹۸و شامبورا و روزیتر[2]، ۲۰۰۷).

ورودی‌های مدل بر اساس قواعد تحلیل تکنیکی که مبتنی بر معیار میانگین متحرک کوتاه مدت و بلندمدت قیمت گازوئیل خلیج فارس است، به شرح ذیل تعریف می‌شوند:

۱- میانگین های متحرک ۵ و ۵۰ روزه .
۲- میانگین های متحرک ۵ و ۵۰ روزه با یک وقفه
۳- میانگین های متحرک ۵ و ۵۰ روزه با دو وقفه

1- Gencay.
2- Shambora & Rossiter.

www.SID.ir

Archive of SID

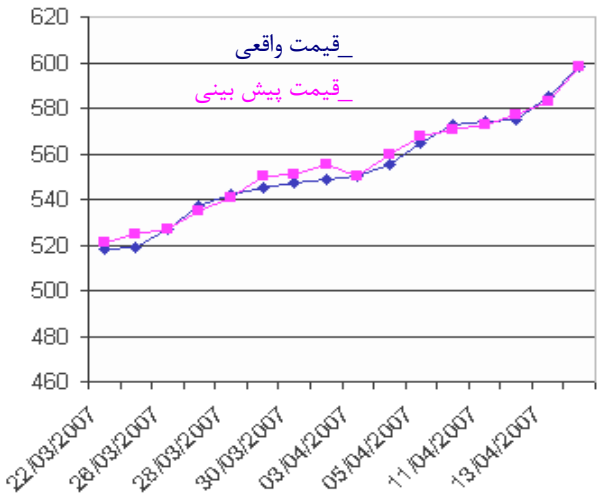
۴- تفاوت میانگین متحرک ۵ با یک وقفه و ۵۰ روزه با یک وقفه

۵- تفاوت میانگین متحرک ۵ با دو وقفه و ۵۰ روزه با دو وقفه

بر اساس متغیرهای فوق، قیمت گازوئیل را برای چهار روند موجود در بازار شامل: روند صعودی، نزولی، نوسانی[1] و هموار[2] مدل‌سازی و در هر حالت متغیر مؤثر را شناسایی و در نهایت پیش بینی می‌کنیم.

- ***روند صعودی***

ورودی مؤثر بر لگاریتم نرخ بازگشت قیمت روزانه‌ی بازار گازوئیل خلیج فارس، به‌عنوان خروجی مدل با دو لایه‌ی پنهان، شامل میانگین متحرک قیمت ۵ روز قبل با یک وقفه، تفاوت میانگین متحرک قیمت ۵ روز قبل و میانگین متحرک قیمت ۵۰ روز قبل، تفاوت میانگین متحرک قیمت ۵ روز قبل با یک وقفه و میانگین متحرک ۵۰ روز قبل با یک وقفه، تفاوت میانگین متحرک قیمت ۵ روز قبل با دو وقفه و میانگین متحرک قیمت ۵۰ روز قبل با دو وقفه است. نمودار(۱)، مقادیر پیش‌بینی و واقعی قیمت گازوئیل خلیج‌فارس در روش تحلیل تکنیکی، برای روند صعودی را نشان داده است.



نمودار۱- مقایسه‌ی قیمت‌های واقعی و پیش‌بینی شده‌ی گازوئیل در بازار خلیج فارس در روش تحلیل تکنیکی برای روند صعودی قیمت‌ها

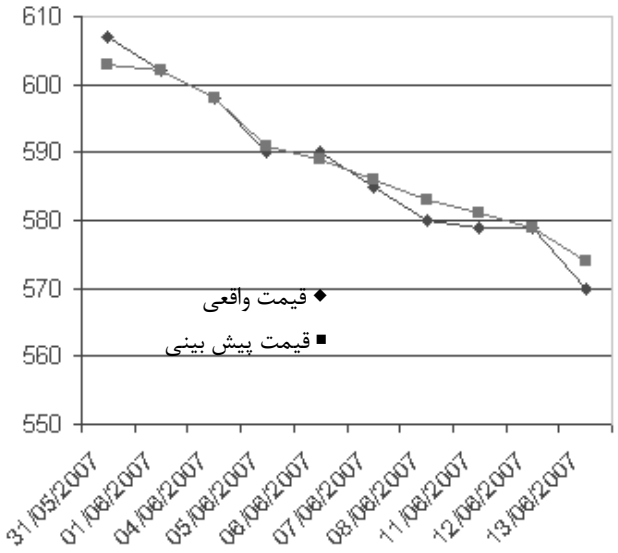
1- Fluctuate.
2- Smooth .

www.SID.ir

Archive of SID

• ***روند نزولی***

ورودی مؤثر بر لگاریتم نرخ بازگشت قیمت روزانه بازار گازوئیل خلیج فارس، به‌عنوان خروجی مدل با دو لایه‌ی پنهان شامل: میانگین متحرک ۵ روز قبل، میانگین ۵ روز قبل با یک و دو وقفه و تفاوت میانگین متحرک ۵ و ۵۰ روز با دو وقفه است. در نمودار (۲)، مقادیر پیش‌بینی و واقعی قیمت گازوئیل خلیج فارس در روش تحلیل تکنیکی، برای روند نزولی قیمت‌ها، نشان داده شده است.



نمودار۲- مقایسه‌ی قیمت‌های واقعی و پیش‌بینی شده‌ی گازوئیل در بازار خلیج‌فارس در روش تحلیل تکنیکی، برای روند نزولی قیمت‌ها

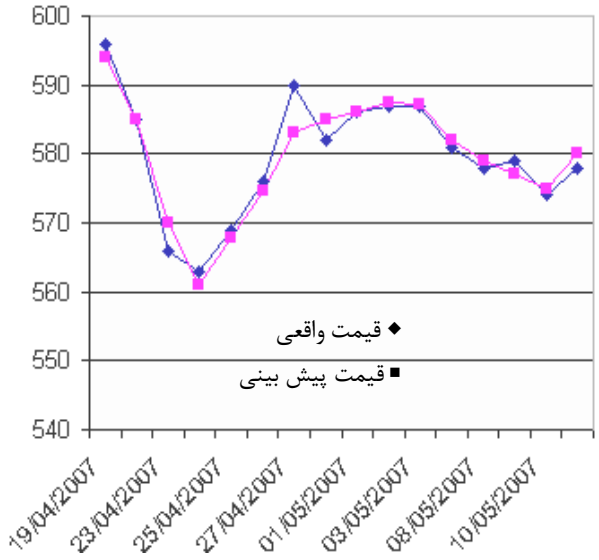
• ***روند نوسانی***

ورودی مؤثر بر لگاریتم نرخ بازگشت قیمت روزانه بازار گازوئیل خلیج فارس، به عنوان خروجی مدل با دو لایه‌ی پنهان شامل: میانگین متحرک ۵ روز قبل با یک و دو وقفه، میانگین متحرک ۵۰ روز قبل، تفاوت میانگین متحرک ۵ روز قبل و ۵۰ روز قبل، تفاوت میانگین متحرک ۵ روز قبل با یک وقفه و ۵۰ روز قبل با یک وقفه است. نمودار

www.SID.ir

Archive of SID

(۳)، مقادیر پیش‌بینی و واقعی قیمت گازوئیل خلیج‌فارس برای روند نوسانی را نشان می‌دهد.



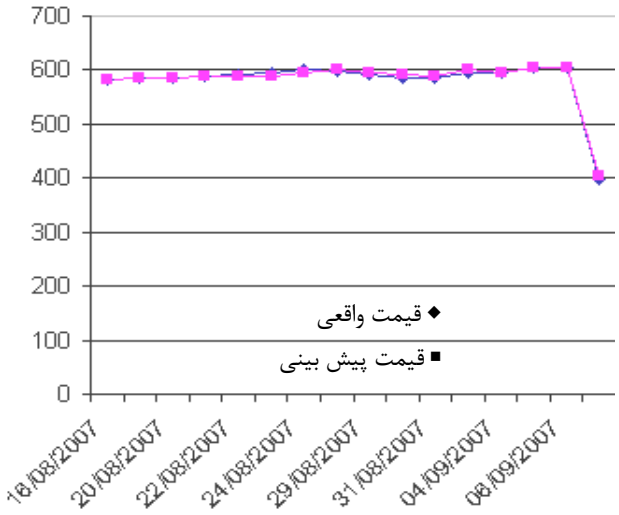
نمودار ۳- مقایسه‌ی قیمت‌های واقعی و پیش‌بینی شده‌ی گازوئیل در بازار خلیج فارس در روش تحلیل تکنیکی، برای روند نوسانی قیمت‌ها

- ***روند هموار***

ورودی مؤثر بر لگاریتم نرخ بازگشت قیمت روزانه‌ی بازار گازوئیل خلیج فارس، به‌عنوان خروجی مدل با دولایه‌ی پنهان شامل: میانگین متحرک ۵ روز قبل، میانگین متحرک ۵ روز قبل با یک و دو وقفه، میانگین متحرک ۵۰ روز قبل، میانگین متحرک ۵۰ روز قبل با دو وقفه، تفاوت میانگین متحرک ۵ و ۵۰ روز قبل، تفاوت میانگین متحرک ۵ روز قبل با یک وقفه و میانگین متحرک ۵۰ روز قبل با یک وقفه است. در نمودار (۴)، مقادیر پیش‌بینی و واقعی قیمت گازوئیل خلیج‌فارس در روش تحلیل تکنیکی در حالت هموار قیمت‌ها، نشان داده شده است.

www.SID.ir

Archive of SID



نمودار ۴- مقایسه‌ی قیمت‌های واقعی و پیش‌بینی شده‌ی گازوئیل در بازار خلیج فارس در روش تحلیل تکنیکی برای روند هموار قیمت‌ها

در جدول (۱)، روندهای چهارگانه‌ی مذکور بر اساس معیار خطا رتبه‌بندی شده‌اند.

جدول ۱- رتبه‌بندی روندهای بازار براساس معیار خطا

رتبه	نوع روند	*RMSE
۱	هموار	۲/۵
۲	صعودی	۲/۸
۳	نزولی	۳/۱
۴	نوسانی	۳/۹

* ریشه‌ی میانگین مربع خطا Root Mean Square Error

ملاحظه می‌شود که بهترین عملکرد پیش بینی، مربوط به روند هموار بـازار اسـت و در وضعیت نوسانی که بی‌ثباتی بر بازار حاکم است، پیش بینی‌ها از دقت کم‌تری (نسبت به وضعیت باثبات بازار) برخوردار است. به عبارت بهتر، هرچه قدر حالت سیستم پایدارتر باشد، پیش‌بینی‌ها دقت بیش‌تری خواهند داشت.

www.SID.ir

Archive of SID

مزیت‌های الگوریتم GMDH و مقایسه‌ی نتایج حاصل از روش ARIMA

از جمله برتری شبکه‌ی عصبی GMDH در مقایسه با روش‌های رگرسیونی، توانایی این الگوریتم در مدل‌سازی غیرخطی است، که به واسطه‌ی آن پیچیدگی‌های مدل در توضیح دهندگی روابط غیرخطی متغیرهای توضیحی و متغیر خروجی افزایش می‌یابد.

از دیگر مزیت‌های الگوریتم GMDH، فرآیند هوشمند غربال سازی ورودی‌های شبکه است، به‌طوری‌که ورودی‌هایی را که نسبت به سایر متغیرها اثرگذاری کم‌تری بر متغیر خروجی دارند، شناسایی و از مدل خارج می‌کند.

به طور کلی محدودیت‌های استفاده از روش‌های رگرسیونی که در الگوریتم شبکه‌ی عصبی وجود ندارد را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

الف) هم‌خطی از جمله مشکلاتی است که معمولا در رگرسیون‌های معمولی بروز می‌کند. هم خطی هم می‌تواند میان متغیرهای مختلف توضیحی وجود داشته باشد، چنان‌چه یک متغیر از فرآیند AR تبعیت کند، لحاظ هم‌زمان وقفه‌های آن متغیر در مدل، می‌تواند با ایجاد هم خطی، بر معنی‌داری پارامترهای تخمینی اثر گذارد.

ب) در روش‌های رگرسیونی، استفاده از وقفه‌های متغیر وابسته به دلیل وجود رابطه‌ی میان جزء اخلال و متغیر توضیحی، فرض استقلال متغیر توضیحی از جزء اخلال را نقض و برآوردها را دچار تورش می‌کند.

ج) در مدل‌سازی رگرسیونی، محقق نمی‌تواند به دلخواه خود متغیرهای توضیحی را افزایش دهد، چرا که اضافه کردن یک متغیر توضیحی اولاً نیازمند تصریح تئوری بر لحاظ آن متغیر بوده و ثانیا درجه‌ی آزادی را کاهش می‌دهد و به خصوص در شرایطی که محقق با کمبود مشاهدات نیز روبه رو باشد، دقت مدل و قابلیت تعمیم دهی آن را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد.

این روش معایبی هم دارد که به طور اجمالی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

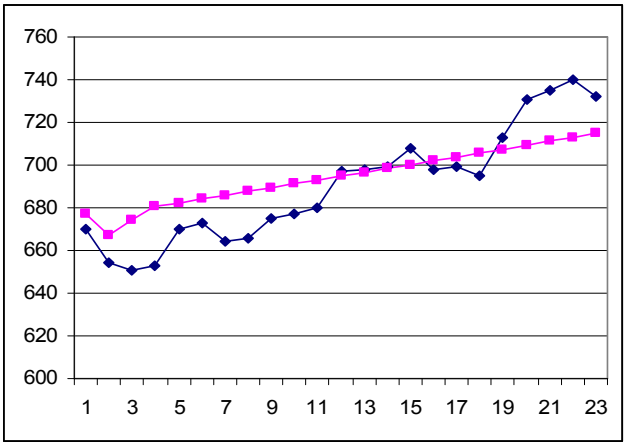
الف) از آن‌جایی‌که الگوریتم GMDH یک فرآیند اکتشافی بوده و مبتنی بر یک تئوری اثباتی نیست، بنابراین نمی‌توان قابلیت اطمینان تخمین‌های ضرایب چندجمله‌ای ایواخنکو را ثابت کرد، همان‌گونه که قادر نیستیم اثبات کنیم که بر اساس چه معیاری مشاهدات مجموعه‌های کنترل و آموزش را انتخاب می‌کنیم. حال آن‌که با روش‌های رگرسیونی می‌توان تحلیل‌های نظری و سیاستی را انجام داد.

www.SID.ir

Archive of SID

ب) گرچه الگوریتم GMDH روابط خوبی را بین متغیرهای ورودی و خروجی می‌سازد، اما لزوما یک مدل ساختاری درست را به ما نخواهد داد.

برای پیش‌بینی قیمت با روش ARIMA، از لگاریتم قیمت گازوئیل و تفاضل مرتبه‌ی اول آن استفاده شده است که به این ترتیب متغییر مانا شده است. پیش‌بینی‌ها به جهت امکان مقایسه با روش GMDH تکنیکی برای یک سوم انتهایی داده‌ها انجام گرفته است. نمودار (۵) مقایسه نتایج پیش بینی و مقادیر واقعی قیمت گازوئیل با روش ARIMA را نشان می‌دهد.



نمودار ۵- مقایسه‌ی روند واقعی و پیش‌بینی شده در مدل‌سازی به روش ARIMA

در جدول (۲) نتایج حاصل از پیش‌بینی با روش ARIMA و GMDH را با هم مقایسه می‌کنیم.

جدول ۲- مقایسه نتایج پیش بینی GMDH و ARIMA

روش پیش‌بینی	RMSE	درصد خطای پیش‌بینی
GMDH	۳/۱	٪۰/۴
ARIMA	۱۵/۷	٪۲

www.SID.ir

Archive of SID

همان‌طور که مشاهده می‌شود، بر اساس معیارهای خطا، پیش بینی با روش شبکه‌ی عصبی GMDH، به‌طور قابل توجهی برتر از مدل ARIMA است. مقدار عددی آماره‌ی آزمون مربوط به نسبت RMSE، در الگوهای رگرسیونی و شبکه‌ی عصبی برابر $F(۱۰,۱۰) = ۵/۰۶۴$ است، که بزرگ‌تر از مقدار بحرانی جدول $F_{./۰۵}(۱۰,۱۰) = ۲/۹۸$ می‌باشد. لذا تفاوت معنی‌داری بین این دو الگو وجود دارد و بنابراین شبکه‌ی عصبی GMDH از عملکرد به مراتب بهتری جهت پیش بینی رشد اقتصادی نسبت به الگوی‌های سری زمانی برخوردار است.

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت گازوئیل با استفاده از شبکه‌ی عصبی GMDH، مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای داده‌های روزانه بازار گازوئیل خلیج فارس با روش تحلیل تکنیکی انجام گرفت. نتایج پیش بینی قیمت گازوئیل خلیج فارس برای ۴ روند موجود در بازار نشان داد که بهترین عملکرد پیش بینی به ترتیب مربوط به روند هموار، صعودی، نزولی و نوسانی است. به عبارت دیگر، در وضعیت باثبات بازار پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به روندهای بی‌ثبات و ناپایدار خواهیم داشت. با مقایسه‌ی معیارهای خطای به‌دست آمده از شبکه‌ی عصبی با مدل سری زمانی ARIMA، مشاهده می‌شود که کارایی الگوریتم GMDH در پیش‌بینی قیمت گازوئیل، به مراتب بهتر از مدل ARIMA است.

فهرست منابع

ابریشمی، معینی، مهرآرا، احراری و سلیمانی کیا، مدل‌سازی و پیش بینی قیمت بنزین با استفاده از شبکه‌ی عصبی GMDH، مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، فصل‌نامه‌ی پژوهش‌های اقتصادی ایران، دانشکده‌ی اقتصاد دانشگاه علامه طباطبایی، شماره‌ی ۳۶، پائیز ۱۳۸۷.

معینی، علی، مهرآرا، محسن، احراری، مهدی، محاسبه هوشمند حداکثر عایدی در بازار پیش خرید و پیش فروش نفت خام، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، موسسه مطالعات بین المللی انرژی، شماره‌ی ۱۹، زمستان ۱۳۸۷.

www.SID.ir

Archive of SID

Anastasakis L., "The Devalopment of Self-Organization Techniques in Modelling:A Review of the Group Method of Data Handling(GMDH)", Research Report No.813, 2001

Farlow, Stanley J., 1984, "Self-Organizing Methods in Modeling: GMDH Type Algorithms", Marcel Dekker, Inc., New York, NY..Vol. 5.

Gencay, Ramazan, (1998), Moving Average Rules, Volume and the Predictability of Security Returns with Feedforward Networks. Journal of Forecasting 17 (56), 401-414.

Howland, J.C. and M.S. Voss, 2003, "Natural Gas Prediction Using the Group Method of Data Handling", ASC.

Ivakhnenko, A. G., 1968, "The Group Method of Data Handling: A Rival of the Method of Stochastic Approximation", Soviet Automatic Control: Vol.13.

Ivakhnenko, A. G., 1995, "Self-Organization of Neuro Net with Active Neurons for Effects of Nuclear Tests Explosions Forecasting", Systems Analysis Modeling Simulation: Vol. 20.

Ivakhnenko, A. G., G. A. Ivakhnenko, 2000, "Problems of Further Development of the Group Method of Data Handling Algorithms", Pattern Recognition and Image Analysis: Vol.10.

Lemke F, J.A. Muller, "Self-organizing Modeling in Financial Risk Control", Proceedings of the 15th IMACS World Congress on Scientific Computation, Modeling and Applied Mathematics, vol.6 (Application on Modeling and Simulation), pp.733-738, 1997.

Malik, F., Nasereddin, M., Forecasting Output Using Oil Prices: A Cascaded Artificial Neural Network Approach, Journal of Economics and Business 58 (2006) 168–180.

Muller, J.A., and F. Lemke, 2003, "Self organizing Data Mining Extracting Knowledge from Data", Canada: Trafford Publishing.

Narimanzadeh, N., 2003, "Hybrid Genetic Design of GMDH-type Neural Networks Using Singular Value Decomposition for Modeling and Prediction of the Explosive Cutting process", Journal of Engineering Manufacture Proceedings: Vol.217.

Narimanzadeh, N., A. Darvizeh, and H. Gharababaei, 2002, "Modeling of Explosive Cutting Process of Plates Using GMDH-type Neural Network and Singular Value Decomposition", Journal of Materials Processing Technology: Vol. 128.

www.SID.ir

Archive of SID

Pandya, A. S., T. Kondo, T. U. Shah, and V. R. Gandhi, 1999, "Prediction of Stock Market Characteristics Using Neural Networks", The International Society for Optical Engineering: Vol.3722.

Scott, D.E. and Hutchinson, C.E. "The GMDH Algorithm – A technique for Economic Modeling", Modeling and Simulation, vol.7, pp.729-733, 1999.

Shambora William E. Rossiter R, (2007), "Are there Exploitable Inefficiencies in the Futures Market for Oil?", Journal of Energy Economics, Volume: 29 Page: 18-27.

Srinivasan, Dipti, Energy Ddemand Prediction Using GMDH Networks, Neurocomputing, 72 (2008) 625–629.

Water, Wibier, Kerckhoffs and Koppelaar, "GMDH-Based Stock Price Prediction", Neural Network World, vol.7, no.4-5, pp.552-563, 1997.

www.SID.ir

Archive of SID

پیوست

نتایج خروجی مدل ARIMA برای پیش بینی قیمت گازوئیل.

Dependent Variable: D(Y)
Method: Least Squares
Date: 10/06/08 Time: 23:38
Sample (adjusted): 2004 2041
Included observations: 38 after adjustments
Convergence achieved after 57 iterations
Backcast: OFF (Roots of MA process too large)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.730261	0.940312	2.903568	0.0065
AR(1)	0.088576	0.075711	1.169916	0.2504
AR(2)	0.089148	0.228334	0.390428	0.6987
MA(1)	0.662749	0.213323	3.106779	0.0039
MA(2)	-0.987610	0.325603	-3.033173	0.0047

R-squared	0.546472	Mean dependent var	2.342105
Adjusted R-squared	0.491498	S.D. dependent var	8.315652
S.E. of regression	5.929833	Akaike info criterion	6.519948
Sum squared resid	1160.376	Schwarz criterion	6.735420
Log likelihood	-118.8790	F-statistic	9.940703
Durbin-Watson stat	1.803923	Prob(F-statistic)	0.000022

Inverted AR Roots	.35	-.26
Inverted MA Roots	.72	-1.38
	Estimated MA process is noninvertible	

www.SID.ir