فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)، دوره ۶، شماره ۱، بهار ۱۳۸۸، صفحات ۷۵- ۵۱

پیش بینی قیمت آمونیاک با رویکرد تحلیل‌های بنیادین، تکنیکی و شبکه‌ی عصبی

دکتر محسن مهرآرا، دکتر علی معینی، مهدی احراری و زکیه بهرامی *

تاریخ وصول: ۱۳۸۷/۱۰/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۸/۳/۱۲

چکیده:

با توجه به اهمیت پیش بینی در حوزه‌ی مسائل مالی و اقتصادی محققان همواره در تلاشند که از روش‌های دقیق تری در این زمینه بهره بگیرند تا به درک نسبی بهتری از وضعیت آینده‌ی بازار دست یافته، از نااطمینانی‌ها بکاهند. در این مقاله از شبکه‌ی عصبی GMDH مبتنی بر الگوریتم ژنتیک به عنوان ابزاری با قابلیت بالا در مدل سازی سیستم‌های غیر خطی پویای پیچیده، برای پیش بینی قیمت آمونیاک استفاده شده است. برای انتخاب متغیرهای اثرگذار بر قیمت آمونیاک از دو روش تحلیل بنیادین و تکنیکی استفاده شده است. روش تحلیل بنیادین با تکیه بر تئوری عرضه و تقاضا و نگرش کلان اقتصادی، همه‌ی عوامل اثرگذار احتمالی بر قیمت را برای مدل سازی و پیش بینی قیمت به محقق پیشنهاد می‌کند، سپس با تکیه بر توانایی الگوریتم GMDH در شناسایی متغیرهای زاید، از میان همه‌ی عوامل اثرگذار احتمالی تنها از عناصر اثرگذارتر بر قیمت آمونیاک استفاده شده است تا پیش بینی‌های دقیق‌تر و بدون تورشی ارائه شود. دقت پیش بینی‌های انجام شده در بازه‌ی مورد بررسی بیش از ۹۹ درصد است. در روش تحلیل تکنیکی، پیش بینی‌ها با تکیه بر رفتار گذشته قیمت در همان بازار (در اینجا آمونیاک خاورمیانه) نتایج دقیقی را به دست داده است. برتری شبکه‌ی عصبی GMDH در دقت پیش بینی قیمت آمونیاک نسبت به روش ARIMA در بخش پایانی مورد تأئید قرار گرفته است.

***طبقه بندی JEL*: C22، C45، C53، Q41، Q47**

واژه‌های کلیدی. *قیمت آمونیاک، قیمت گاز طبیعی، شبکه‌ی عصبی GMDH، پیش بینی، تحلیل بنیادین، تحلیل تکنیکی*

* به ترتیب، دانشیار دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران، دانشیار گرایش الگوریتم‌ها و محاسبات دانشکده فنی دانشگاه تهران، پژوهشگر اقتصادی و کارشناس ارشد اقتصاد انرژی دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران (mmehrara@ut.ac.ir)

۱- مقدمه

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 یابند و از نااطمینانی‌ها بکاهند. از آنجا که روند تغییرات قیمت در بازارهای بورس انرژی از اهمیت فوق العاده‌ای در تصمیم گیری‌های معاملاتی برخوردار است، تلاش‌های زیادی در راستای به‌کارگیری روش‌های پیش بینی در تشخیص فرآیندها (مسیر تغییرات) صورت گرفته است. این مقاله سعی دارد تا با ارائه‌ی روشی دقیق‌تر نسبت به سایر روش‌های تجربه شده در حوزه‌ی پیش بینی بازار فرآورده‌های پتروشیمی، به پیش بینی قیمت آمونیاک در خاورمیانه بپردازد. زیرا پیش بینی‌های صحیح قیمت این محصول در بازار خاورمیانه به تصمیم گیری‌های مناسب در احداث واحدهای جدید تولید یا میزان استفاده از ظرفیت تولید کنونی کمک می‌کند.

پیش‌بینی وقایع و درک آینده از دیرباز بخصوص در چند دهه‌ی گذشته، زمینه‌ی تحقیقات بسیاری بوده است. نتیجه‌ی این تلاش‌ها، کاربرد روش‌های متنوعی است که بیشتر بر پایه‌ی مدل‌های آماری و اقتصادسنجی بنا شده است. اما رقیب این روش‌ها، روش دیگری است که از آن به عنوان شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)[1] نام می‌برند. 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 عدم شناخت کافی به درستی تصریح نشود. دوم آنکه داده‌های پرت[3] ممکن است به تخمین اریب پارامترهای مدل بیانجامد. به‌علاوه، اغلب مدل‌های سری زمانی، خطی هستند و بنابراین در توضیح رفتارهای غیرخطی ناتوان هستند. بسیاری از مدل‌های آماری و اقتصادسنجی قابلیت یادگیری تدریجی به وسیله‌ی ورود داده‌های جدید را ندارند و بنابراین باید در هر دوره دوباره تخمین زده شوند. از این رو، می‌توان با استفاده از شبکه‌های عصبی بر این مشکلات فائق آمد و محدودیت‌های مذکور را به حداقل رساند. روش

[1] Artificial Neural Network
[2] Functional Form
[3] Outliers

برگزیده‌ی این مقاله برای پیش‌بینی قیمت آمونیاک، نوع خاصی از شبکه‌های عصبی موسوم به دسته بندی گروهی داده‌های عددی *GMDH*[۴] مبتنی بر الگوریتم ژنتیک است که بر اساس فرآیند خودسازماندهی و ارزیابی داده‌ها به صورت جداگانه با استفاده از معیار خارجی[۵] برای مدل سازی‌های پیچیده کاربرد دارد. متغیرهایی که بر روی فرآیند تأثیر می‌گذارند، می‌توانند به عنوان ورودی شبکه مورد استفاده قرار گیرند. این الگوریتم 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. الگوسازی‌های به کار رفته مبتنی بر دو روش بنیادین و قواعد تحلیل تکنیکی[۶] با دو سری ورودی مجزا، شامل عوامل مؤثر طرف عرضه و تقاضا بر قیمت آمونیاک برای روش اول و میانگین‌های متحرک کوتاه مدت و بلندمدت برای روش دوم است.

در بخش دوم مروری بر کارهای صورت گرفته در این زمینه می‌شود. در بخش سوم مدل سازی با شبکه‌ی عصبی *GMDH* شرح داده می‌شود. در بخش چهارم مدل سازی و پیش‌بینی قیمت آمونیاک با دو روش تحلیل بنیادین و تحلیل تکنیکی را ارائه می‌شود. بخش پنجم که در بر گیرنده‌ی نتیجه‌گیری است، پایان بخش مقاله خواهد بود.

۲- پیشینه‌ی تحقیقات

درباره‌ی قدرت پیش بینی قواعد تحلیل تکنیکی در مدل‌های خطی و غیر خطی، اولین بار تحقیقی توسط نفچی[۷] (۱۹۹۱) صورت گرفت. او از روش تلفیقی شبکه-های عصبی با قواعد تحلیل تکنیکی برای پیش بینی قیمت ماهانه‌ی نفت خام استفاده کرد که نتایج بهتری را نسبت به روش‌های سنتی در برداشت. بروک و دیگران[۸] (۱۹۹۲) علاوه بر حمایت از قواعد تحلیل‌های تکنیکی به عنوان متغیرهای ورودی، ضرورت به کارگیری مدل‌های غیر خطی را نیز پیشنهاد دادند. آنها روش میانگین متحرک را بر روی یک قرن اطلاعات روزانه شاخص صنعتی

[4] Group Method of Data Handing
[5] External Criterion
[6] Technical Analysis
[7] Neftci
[8] Brock

داوجونز در بورس نیویورک مورد بررسی قرار داده، پی بردند که این قواعد منجر به کسب عایدی می‌گردد. همچنین، سیگنال‌های ایجاد شده به وسیله‌ی این قواعد قادر بودند که 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 دوره کوتاه مدت و ۵۰ ، ۱۰۰و ۲۰۰ روزه را برای دوره‌ی بلند مدت مورد بررسی قرار دادند و نتایج سودآوری را حتی با وجود در نظر گرفتن هزینه‌های مبادله[9] به دست آورند. جن کی[10] (۱۹۹۶) برای اولین بار از قواعد تحلیل تکنیکی به عنوان ورودی شبکه‌ی عصبی در بازارهای ارز خارجی استفاده کرد. در یک سری مقالات، جن کی (۱۹۹۹ و ۱۹۹۸ *a*) و جن کی و استنجوس[11] (۱۹۹۸) نشان دادند 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 می‌گردد. فرانسس و فن گرینسون[12] (۱۹۹۷)، جن کی (۱۹۹۸*b*) و فرناندز رودریگز و دیگران[13] (۲۰۰۰) کانون توجه خود را از دقت پیش بینی به سمت سودآوری حاصل از خرید و فروش که اهداف تحلیل تکنیکی است، منتقل کردند. شامبورا و روزیتر[14] (۲۰۰۷) برتری شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی و کسب بالاترین عایدی تجمعی نسبت به روش‌های سنتی در بازار پیش خرید و پیش فروش نفت خام را با استفاده از میانگین متحرک‌های با وقفه‌ی ۵ و ۵۰ روزه به عنوان ورودی شبکه، مورد تایید قرار دادند. ایواخننکو و مولر[15] (۱۹۹۶) در مقاله‌ای، آخرین دستاوردهای این شبکه عصبی را در پیش بینی و تحلیل بازار سهام را ارائه نمودند. لمکه و مولر[16] (۱۹۹۷) از این الگوریتم در دو مرحله استفاده نمودند؛ به این ترتیب که در مرحله‌ی نخست به پیش‌بینی سبد سهام پرداخته و در مرحله‌ی بعد با طراحی یک مکانیسم کنترل فرآیندی توانستند پیش‌بینی‌ها را به سیگنال‌های خرید و فروش تبدیل نمایند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[9] Transaction cost
[10] Gencay
[11] Stengos
[12] Franses and Van Griensven
[13] Fernandez-Rodriquez
[14] Shambora and Rossiter
[15] Ivakhnenko and Muller
[16] Lemke

۳- مدل سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی *GMDH*

در مدل سازی تحلیلی و تئوریک باید تمامی اجزاء سیستم معرفی شود و ارتباط میان اجزاء سیستم برقرار گردد و کل مجموعه‌ی تجزبه و تحلیل شود. اما در مدل سازی عددی اجزاء سیستم مجهول است و تنها ورودی و خروجی آن در دسترس است. در مدل سازی عددی مبتنی بر شناسایی[۱۷] سیستم، سعی بر این است که با استفاده از اطلاعات ورودی و خروجی، سیستم شناسایی شود، حاصل این شناسایی با ایجاد یک تابع تقریبی ریاضی میان ورودی و خروجی، یعنی مدل سیستم، توام است. به طور کلی، مسائل شناسایی سیستم بدین‌گونه مطرح می‌گردد که فرض می‌کنیم که رابطه‌ی خروجی (y) یک سیستم ناشناخته با m ورودی آن به صورت $y = f(x_1, x_2, ..., x_m)$ باشد. با داشتن N نمونه از این داده‌های ورودی و خروجی، سیستم به صورت زیر عمل شناسایی را می‌تواند انجام دهد که نتیجه‌ی آن تقریب تابع $\hat{f}$ است که بر اساس آن می‌توان به ازای بردار ورودی $(x_1, x_2, x_3, ...x_m)$ مقدار خروجی $\hat{y}$ را تقریب زد. شناسایی سیستم با به کار بردن روش‌ها و آلگوریتم‌های متفاوت همراه با اجزاء هوش محاسباتی امکان پذیر است، ولی آنچه به طور معمول به عنوان هدف مشترک روش‌های شناسایی سیستم مطرح است، کمینه کردن مجموع مربعات خطا به ازای N نمونه است.

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

روش دسته بندی گروهی داده‌های عددی[۱۸] یا *GMDH* یک فن آوری آموزش آماری شبکه‌ای است. این روش یک روش مدل سازی آماری کلاسیک نیست؛ بلکه فرآیندی منظم برای غلبه بر ضعف‌های آماری و شبکه‌های عصبی مصنوعی است. مدل‌های خطی و غیرخطی احتمالی یا خوشه سازی شده با کمینه

[17] Identification
[18] Group Method of Data Handing

شدن یک معیار خارجی به دست می‌آیند. الگوریتم‌های دسته‌بندی نسبتاً ساده‌اند اطلاعات خود را مستقیماً از داده‌های ورودی دریافت می‌کنند. متغیرهای موثر ورودی، تعداد لایه‌ها و نرون‌ها در لایه‌های پنهان و ساختار بهینه مدل به صورت خودکار تعیین می‌گردند. این کار بر اساس کمینه سازی معیار خارجی در حین کامل شدن ساختار انجام می‌شود. *GMDH* یک روش استقرایی است که با شبکه‌ها و تکنیک‌های قیاسی (که عموماً استفاده می‌شود) تفاوت دارد. *GMDH* برای مدل سازی سیستم‌های پیچیده و پیش‌بینی فرآیندهای چند متغیره کاربردهای فراوانی دارد (ایواخننکو، ۱۹۷۱).

این نوع شبکه‌ی عصبی، حاوی مجموعه‌ای از نرون‌ها[19] است که از پیوند جفت‌های مختلف از طریق یک چند جمله‌ای درجه دوم به‌وجود می‌آیند. شبکه با ترکیب چند جمله‌ای‌های درجه دوم حاصل از تمامی نرون‌ها، تابع تقریبی $\hat{f}$ را با خروجی $\hat{y}$، برای یک مجموعه از ورودی‌های $X = (x_1, x_2, x_3, \ldots, x_n)$ با کمترین خطا در مقایسه با خروجی واقعی y، توصیف می‌کند. بنابراین برای M داده 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) پیش‌بینی کند.

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

به طوری‌که میانگین مربعات خطا بین مقادیر حقیقی و پیش‌بینی کمینه گردد، به عبارتی دیگر:

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

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[19] Neuron

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

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i x_i + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{n} a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \qquad (۴)$$

رابطه‌ی (۴) چند جمله‌ای ایواخننکو نامیده می‌شود. در بسیاری از موارد کاربردی از شکل درجه‌ی دوم و دو متغیره این چند جمله‌ای به صورت معادله‌ی (۵) استفاده می‌شود.

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i^2 + a_4 x_j^2 + a_5 x_i x_j \qquad (۵)$$

ضرائب مجهول a_i در معادله‌ی (۵) با تکنیک‌های رگرسیونی به گونه‌ای محاسبه می‌شوند که اختلاف بین خروجی واقعی y و مقادیر محاسبه شده $\hat{y}$ برای هر جفت متغیر ورودی x_i و x_j، کمینه گردد. مجموعه‌ای از چند جمله‌ای‌ها با استفاده از معادله‌ی (۵) ساخته می‌شوند که ضرائب مجهول کلیه‌ی آنها، با استفاده از روش حداقل مربعات (LS) به‌دست می‌آیند. 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 تمامی جفت مجموعه‌های ورودی - خروجی، به‌دست می‌آیند.

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

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

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

از شکل درجه‌ی دوم تابع بیان شده در معادله‌ی (۵) برای هر M ردیف سه‌تایی استفاده می‌کنیم. این معادلات را می‌توان به شکل ماتریسی (۸) نیز 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

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

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 & x_{1p}x_{1q} \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 & x_{2p}x_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 & x_{Mp}x_{Mq} \end{bmatrix} \qquad (۱۱)$$

از مقادیر بردارهای ورودی و شکل تابع به راحتی قابل مشاهده است که روش حداقل مربعات از آنالیز *multiple-regression*، حل معادلات را به شکل معادله‌ی (۱۲) به‌دست می‌دهد.

$$a = (A^T A)^{-1} A^T Y \qquad (۱۲)$$

این معادله بردار ضرایب معادله‌ی (۵) را برای تمامی M مجموعه‌ی سه‌تایی ایجاد می‌کند.

یکی از مسائل مهمی که در شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه (پرسپترون و ...) مطرح است، طراحی ساختار شبکه است. در این طراحی باید تعداد لایه‌ها و نیز ساختار درونی از قبیل تعداد وزن‌ها و مقادیر اولیه‌ی آنها و همچنین تابع تحریک هر نرون به صورت مناسب انتخاب گردند تا یک نگاشت 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[20] مانند

[20] Evolutionary

الگوریتم ژنتیک کاربرد وسیعی در مراحل مختلف طراحی شبکه‌های عصبی به خاطر قابلیت‌های منحصر به فرد خود در پیدا کردن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیر قابل پیش بینی، دارند (نریمان زاده و همکاران، ۲۰۰۲). در تحقیق حاضر، برای طراحی شکل شبکه‌ی عصبی و تعیین ضرایب آن، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

۴- مدل سازی و پیش‌بینی قیمت آمونیاک

در این بخش ابتدا قیمت آمونیاک با دو روش تحلیل بنیادین و تحلیل تکنیکی به‌وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی *GMDH* مدل سازی و پیش‌بینی شده و سپس با نتایج حاصل از روش *ARIMA* مقایسه گردیده است. نرم افزار محاسباتی تحت *MATLAB* با عنوان *GEvoM*[۲۱] مبتنی بر بهینه سازی دو منظوره[۲۲] با هدف کمینه کردن خطای مدل سازی و پیش‌بینی، طراحی شده که به طور همزمان[۲۳] دقت پیش‌بینی و پایداری فرآیند را افزایش می‌دهد (آتشکاری و دیگران،[۲۴] ۲۰۰۷ و امانی فرد و دیگران،[۲۵] ۲۰۰۸).

۴-۱ - روش تحلیل بنیادین

در روش تحلیل بنیادین از متغیرهای اصلی تاثیر گذار بر قیمت آمونیاک[۲۶] برای پیش‌بینی آن استفاده می‌شود. بازه‌ی زمانی در نظر گرفته شده برای انجام مدل سازی به روش تحلیل بنیادین مربوط به ژانویه‌ی سال ۲۰۰۲ تا مارس سال ۲۰۰۷ است که به صورت ماهیانه انتخاب شده‌اند؛ زیرا داده‌های هفتگی قیمت آمونیاک چندان متأثر از متغیرهای بنیادین (یا ساختاری) نیست. از داده‌های مربوط به ژانویه‌ی ۲۰۰۲ تا مارس ۲۰۰۶، برای آموزش و مابقی برای آزمون شبکه استفاده شده است.

---

[۲۱] رجوع کنید به سایت دانشگاه گیلان، دانشکده فنی، پژوهش

[22] Multi-Objective Optimization Program

[23] Pareto

[24] Atashkari

[25] Amanifard

[۲۶] آمار مربوط به قیمت آمونیاک در بازارهای بین المللی از گزارش‌های هفتگی نشریه‌ی الکترونیکی (FMBWeekly Fertilizer Report) استخراج شده که قابل دسترسی از سایت http://www.fmb-group.co.uk است.

بر اساس ادبیات اقتصاد خرد، تعیین قیمت در بازار از به تعادل رسیدن همزمان بخش عرضه و تقاضا حاصل می‌گردد. پس می‌توان عوامل مؤثر بر قیمت را به دو بخش عوامل تأثیرگذار بر عرضه و عوامل تأثیرگذار بر تقاضا تقسیم بندی نمود. همچنین، از دید اقتصاد کلان تورم یا سطح عمومی قیمت‌ها مهم‌ترین عامل احتمالی اثرگذار بر قیمت کالایی خاص است.

کشورهای منطقه‌ی خاورمیانه سیاست تأمین خوراک مجتمع‌های پتروشیمی با قیمتی کمتر از قیمت‌های جاری را در پیش گرفته‌اند. از این رو، گاز مورد نیاز مجتمع‌ها بسیار ارزان تأمین می‌شود، به طوری‌که گاز طبیعی به صورت رایگان در اختیار مجتمع‌های پتروشیمی دولتی در ایران قرار می‌گیرد. بنابراین، می‌توان در ابتدا این فرضیه را مطرح کرد که قیمت آمونیاک منطقه‌ی خاورمیانه تنها متأثر از عوامل طرف تقاضا تعیین می‌شود. از طرفی دیگر، نیز می‌توان به دلیل ارتباط میان بازارها، نقش عوامل طرف عرضه را با اهمیت تلقی کرد. از این رو، در ادامه‌ی مدل سازی و پیش‌بینی در دو مرحله صورت گرفته است. در مرحله‌ی اول نقش عوامل طرف تقاضا و در مرحله‌ی دوم نقش عوامل طرف عرضه را در پیش‌بینی قیمت آمونیاک مورد بررسی قرار می‌دهیم.

مرحله‌ی اول – پیش بینی قیمت آمونیاک بر اساس عوامل طرف تقاضا

از طرف تقاضا، قیمت آمونیاک در بازارهای جهانی عمدتاً متأثر از قیمت کودهای شیمیایی است. عمده‌ی مصرف آمونیاک در تهیه‌ی کودهای شیمیایی اصلی شامل اوره، دی آمونیوم فسفات و نیترات آمونیوم است که از قیمت آنها[۲۷] به عنوان نماینده‌ای از وضعیت بازار کودهای شیمیایی و عامل مؤثر بر میزان تقاضای آمونیاک در مدل استفاده شده است. همچنین، به دلیل آنکه قیمت‌های منطقه‌ی خاورمیانه بر حسب واحد دلار اعلام می‌شوند، قیمت آمونیاک می‌تواند از سطح عمومی قیمت‌ها در آمریکا اثرپذیر باشد[۲۸] که برای بررسی آن از شاخص قیمت

پرتال جامع علوم انسانی

[۲۷] آمار مربوط به قیمت کودهای شیمیایی در بازارهای بین المللی از همان منبع: FMB Weekly Fertilizer Report استخراج شده است.

[۲۸] نرخ گذاری مواد پتروشیمی.

مصرف کننده‌ی آمریکا در مدل استفاده گردیده است.[۲۹] کلیه‌ی متغیرها لگاریتمی هستند.

در این مرحله متغیرهای ورودی تنها شامل متغیرهای سمت تقاضا به شرح زیر است:

۱: شاخص قیمت مصرف کننده در کشور آمریکا

۳-۲: قیمت دی آمونیوم فسفات سه ماه قبل و چهار ماه قبل

۴: قیمت اوره یک ماه قبل

۶-۵: قیمت نیترات آمونیوم یک ماه قبل و دو ماه قبل

برای تعیین وقفه‌های بهینه متغیرهای اثرگذار بر قیمت آمونیاک، از روش *OLS* برای برازش قیمت آمونیاک بر روی وقفه‌های سایر متغیرهای تاثیر گذار، استفاده شده است. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های الگوریتم *GMDH*، توانایی شناسایی و حذف متغیرهای زاید است (فارلو،[۳۰] ۱۹۸۴، آناستاساکیس و مورت،[۳۱] ۲۰۰۱) و بدین ترتیب متغیرهایی که در جریان مدل‌سازی اثر کمتری (یا بدون تأثیر) بر متغیر هدف داشته‌اند، از الگو حذف می‌شوند. بنابراین، می‌توان از این ویژگی، برای تعیین وقفه‌های بهینه نیز استفاده نمود.

با توجه به تعداد متغیرهای ورودی (شش متغیر)، مدل با دو لایه‌ی پنهان تخمین زده شد که سه ورودی ۱، ۳ و ۶ از مدل حذف گردید. بنابراین، قیمت دی آمونیوم فسفات سه ماه قبل، قیمت اوره یک ماه قبل و قیمت نیترات آمونیوم یک ماه قبل عوامل مؤثر بر قیمت آمونیاک شناخته شد و در انجام مدل سازی و پیش بینی به کار گرفته شدند. نمودار (۱) نتایج پیش بینی و مقادیر واقعی حاصل از خروجی شبکه‌ی عصبی *GMDH* را در این مرحله نشان می‌دهد.

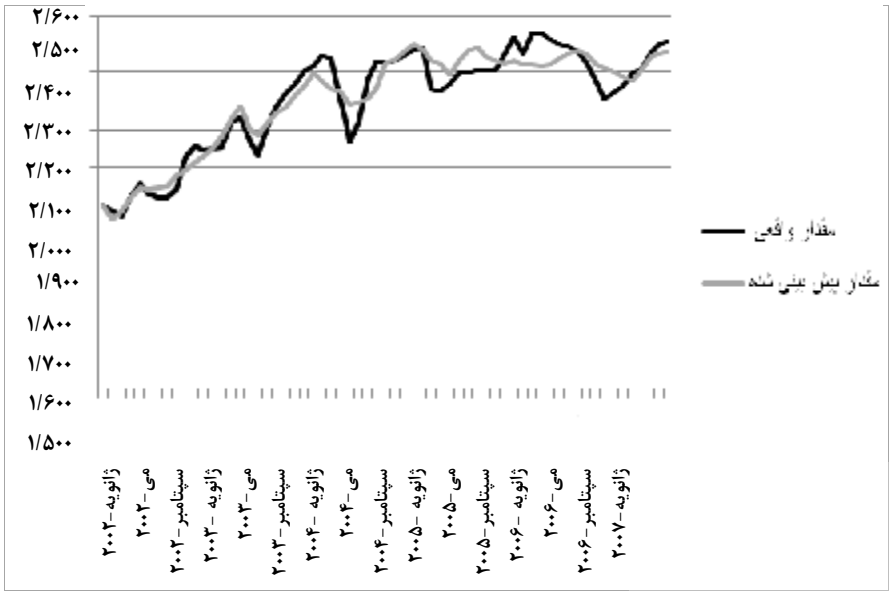
پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[۲۹] آمار شاخص قیمت مصرف کننده در کشور آمریکا از نشریه (IFS: International Financial Statistics) که به صورت ماهانه توسط صندوق بین المللی پول منتشر می‌شود، استخراج شده است.

[30] Farlow

[31] Anastasakis and Mort

نمودار ۱: روند واقعی و پیش بینی شده در الگو سازی با عوامل طرف تقاضا



ریشه‌ی میانگین مجذورات خطا (*RMSE*) [۳۲] در این مرحله، برای قسمت آموزش ۰/۰۵۲ و برای داده‌های آزمون شده برابر ۰/۰۴۵ است. به نظر می‌رسد که مدل در پیش بینی خارج از دوره‌ی تخمین که مربوط به بازه‌ی جولای ۲۰۰۵ تا مارس ۲۰۰۷ است؛ چندان موفق نبوده است. از این رو، می‌توان نتیجه گرفت که متغیرهای طرف تقاضا حاوی اطلاعات کافی برای پیش بینی قیمت آمونیاک نیستند.

مرحله‌ی دوم – پیش بینی قیمت آمونیاک بر اساس عوامل طرف عرضه و تقاضا

از سمت عرضه، هزینه‌های تولید به طور مستقیم و غیرمستقیم عرضه‌ی آمونیاک را تحت تأثیر قرار می‌دهند و در این زمینه هزینه‌ی خوراک پتروشیمی در تولید آمونیاک به عنوان هزینه‌ی تولید، مهمترین عامل مؤثر برقیمت به نظر می‌رسد (هانا،[۳۳] ۲۰۰۳).

[32] Root Mean Square Error
[33] Hana

گاز طبیعی، خوراک اصلی پتروشیمی در تولید آمونیاک محسوب می‌شود و تغییرات قیمت آن بر قیمت تمام شده آمونیاک تأثیر می‌گذارد.[۳۴] همچنین، نفت خام اولین و مهم‌ترین منبع انرژی جایگزین گاز طبیعی است. بنابراین، می‌توان بیان داشت که قیمت‌های گاز طبیعی متأثر از قیمت منابع انرژی جایگزین، خصوصاً نفت خام است. دراین راستا، قابل توجه است که تولید کنندگان آمونیاک از روند قیمتی نفت خام برای پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی استفاده می‌کنند.[۳۵]

تجارت فرآورده‌های پتروشیمی و به خصوص آمونیاک، بسیار متأثر از عوامل پشتیبانی و خدماتی آن است. با توجه به شرایط ویژه و سخت برای ذخیره‌ی کردن آمونیاک، وضعیت بازار حمل و نقل و نرخ کرایه‌های حمل می‌تواند یکی از عوامل مؤثر برقیمت آمونیاک محسوب شود.[۳۶]

شرایط جوی و عوامل فصلی بر میزان مصرف انرژی در فصول مختلف سال اثرگذارند و موجب تغییر در قیمت گاز طبیعی می‌شوند و قیمت آمونیاک را به طور غیرمستقیم متأثر می‌سازند.[۳۷] اولین و مهمترین عامل مؤثر بر قیمت هر کالا تفاوت عرضه و تقاضای آن کالا است که خود ناشی از عوامل مؤثر بر تقاضا و عرضه است. بنابراین، عوامل مؤثر بر قیمت آمونیاک را در دو بخش جداگانه تقاضا و عرضه مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌دهیم.

ظرفیت تولید: احداث و راه‌اندازی واحدهای جدید تولید آمونیاک مستقیماً باعث افزایش عرضه‌ی این محصول می‌شوند. در پاسخ به افزایش مصرف و پدیدآمدن اضافه‌ی تقاضا، میزان ظرفیت تولید جهانی آمونیاک نیز طی سال‌ها افزوده شده است. لازم به ذکر است که تغییر ظرفیت تولید در میان تولید کنندگان مناطق مختلف دنیا به طور یکسان نبوده است و حتی در برخی مناطق با کاهش شدید ظرفیت تولید مواجه بوده‌ایم. از این رو، ترکیب تولید کنندگان

---

[34] Fertecon, 2005-4

[35] Fertecon, 2006-4

[۳۶] نرخ گذاری مواد پتروشیمی (۱۳۷۳). (آمار مربوط به قیمت نفت و گاز در بازار آمریکا که در این مقاله استفاده شده‌اند، از طریق سایت اینترنتی سازمان اطلاعات انرژی آمریکا (www.eia.doe.gov) جمع آوری شده است. همچنین منبع اطلاعات و ارقام مربوط به نرخ کرایه‌ی کشتی‌های مورد استفاده در حمل آمونیاک شرکت ملی نفت ایران می‌باشد.)

[37] Fertecon, Ammonia Outlook, 2006-4

آمونیاک در دنیا به خصوص طی سال‌های ۲۰۰۵-۲۰۰۰ تغییر چشمگیری داشته است. اما در کل ظرفیت تولید جهانی از روند رو به رشدی برخوردار بوده است.

هزینه‌های تولید: به طور کلی، هزینه‌های تولید به طور مستقیم و غیرمستقیم عرضه‌ی آمونیاک را تحت تأثیر قرار می‌دهند. منظور از اثر غیرمستقیم هزینه‌های تولید بر عرضه، از طریق قیمت آمونیاک و منظور از اثر مستقیم هزینه‌های تولید بر عرضه، از طریق استراتژی‌های تولید کنندگان و برنامه‌ریزان آن مبنی بر چگونگی استفاده از ظرفیت تولید و تولید می‌باشد کلیدی‌ترین عامل در محاسبه‌ی هزینه‌ی کل تولید، قیمت گاز طبیعی که خوراک اصلی تولید آمونیاک است.

هرچه قیمت گاز طبیعی بیشتر باشد، هزینه‌ی تولید بالاتر است و با توجه به سطح قیمت‌های جهانی است که توجیه اقتصادی احداث ظرفیت‌های جدید بررسی می‌شود. همچنین بررسی هزینه‌ی کل تولید عامل مهمی در آغاز تصمیمات مربوط به میزان استفاده از ظرفیت‌ها است.

قیمت انرژی‌های جانشین گاز طبیعی: نفت خام اولین و مهم‌ترین منبع انرژی جایگزین گاز طبیعی است. بنابراین، قیمت‌های گاز طبیعی متأثر از قیمت منابع انرژی جایگزین، خصوصاً نفت خام است. در این راستا قابل توجه است که تولید کنندگان آمونیاک از روند قیمتی نفت خام برای پیش‌بینی قیمت گاز طبیعی استفاده می‌کنند.[۳۸]

شرایط جوی و عوامل فصلی: این دسته از عوامل بر میزان مصرف انرژی در فصول مختلف سال اثرگذارند و موجب تغییر در قیمت گاز طبیعی و قیمت آمونیاک به طور غیرمستقیم می‌شوند.[۳۹]

هزینه‌های حمل و نقل: تجارت فرآورده‌های پتروشیمی و به خصوص آمونیاک، بسیار متأثر از عوامل پشتیبانی و خدماتی آن است. با توجه به شرایط ویژه و سخت ذخیره کردن آمونیاک، وضعیت بازار حمل و نقل و نرخ کرایه‌های حمل می‌تواند یکی از عوامل مؤثر برقیمت آمونیاک محسوب شود.[۴۰]

---

[38] Fertecon, Ammonia Outlook, 2006-4

[39] Fertecon, Ammonia Outlook, 2006-4

[۴۰] نرخ گذاری مواد پتروشیمی، مبحثی با چند فرضیه.

اثر این دست از هزینه‌های حمل و نقل را می‌توان به گونه‌ای دیگر نیز بررسی کرد. در حال حاضر آمریکا بزرگترین مصرف کننده و وارد کننده‌ی آمونیاک به حساب می‌آید. بیشترین واردات آمونیاک به آمریکا از طریق بند تمپا صورت می‌گیرد. قیمت آمونیاک در این بندر به صورت *CFR* قیمت پایه و پیشرو در بازار جهانی به حساب می‌آید. با توجه به قدرت تعیین کنندگی قیمت برای آمریکا، متصدیان حمل آمونیاک محدودیت‌هایی دارند. از این لحاظ که در صورت افزایش نرخ کرایه‌ی حمل فروشندگان را برای کاهش قیمت تحت فشار قرار می‌دهند یا از خرید از آنها امتناع می‌کنند؛ زیرا این متصدیان در اثرگذاری بر قیمت *CFR* منطقه‌ی تمپا ناتوان هستند.[۴۱]

۴-۱-۱- تحلیل عوامل بنیادین از دید اقتصاد کلان

تحلیل عوامل بنیادین دارای دو جزء مهم است، یکی از آنها بررسی موضوع تعادل عرضه و تقاضای کالا است؛ و دیگری بررسی دورنمای اقتصاد کلان است که در آن عواملی همانند تورم، نوسانات ارزی و سیاست‌های پولی و مالی بر تمامی سطوح قیمت تأثیرگذاشته و باید در هر تحلیل عوامل بنیادین مدنظر قرار گیرد. مهمترین عامل اقتصاد کلان که ما در اینجا به آنها می‌پردازیم، به شرح زیر است.

۴-۱-۱-۱- سطح عمومی قیمت‌ها و تورم

تورم به معنای افزایش مداوم سطح عمومی قیمت‌ها است.[۴۲] از دیدگاه طرف عرضه، قیمت آمونیاک متأثر از هزینه‌های تولید آن است. از آنجا که گاز طبیعی، نهاده‌ی اصلی در تولید آمونیاک محسوب می‌شود، تغییرات قیمت آن بر قیمت تمام شده‌ی آمونیاک تأثیر می‌گذارد. قیمت نفت خام نیز به عنوان مهم‌ترین انرژی جانشین گاز طبیعی بر روند قیمتی آن اثرگذار است و قیمت آمونیاک را به صورت غیر مستقیم متأثر می‌سازد.[۴۳] همچنین، تجارت آمونیاک بسیار متأثر از عوامل پشتیبانی آن است. با توجه به شرایط سخت ذخیره کردن آمونیاک، وضعیت بازار

---

[41] Fertecon, Ammonia Outlook, 2005-4

[۴۲] نرخ گذاری مواد پتروشیمی، مبحثی با چند فرضیه.

[۴۳] آمار مربوط به قیمت نفت و گاز در بازار آمریکا از سایت اینترنتی سازمان اطلاعات انرژی آمریکا (www.eia.doe.gov) استخراج شده است.

حمل و نقل و نرخ کرایه‌های حمل می‌تواند یکی از عوامل مؤثر برقیمت آمونیاک محسوب گردد.

از آنجا که مصرف گاز در فصول سرد سال (پاییز و زمستان) و در پی آن قیمت گاز افزایش می‌یابد، از ماه‌های سال به صورت متغیر کیفی در مدل استفاده شده است تا برخی از شرایط حاکم بر بازار را که متغیرهای کمی نمی‌توانند به درستی توضیح دهند، کنترل نمایند.

بازارهای عمده‌ی بین المللی آمونیاک هم پیوسته‌اند، به این مفهوم که اگر یک شوک به یک بازار وارد شود، نه تنها میزان تقاضا و عرضه در آن بازار را تحت تأثیر خود قرار می‌دهد، بلکه اضافه عرضه یا تقاضای حاصل از این شوک، با انتقال به بازارهای دیگر، قیمت‌های آنها را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهد. به علاوه، عملیات آربیتراژ، فاصله‌ی قیمت‌ها را با توجه به هزینه‌های حمل و نقل و هزینه‌های معامله به حداقل ممکن کاهش می‌دهد. بنا به همین دلایل، قیمت آمونیاک در این بازارها روند مشابهی را طی می‌کنند. طبق آمارها و تجارب گذشته نیز، آمریکا به عنوان بزرگ‌ترین مصرف کننده و وارد کننده‌ی آمونیاک شناخته می‌شود. بنابراین، قیمت آمونیاک در آمریکا و به طور مشخص در شهر تمپا[۴۴] واقع در ساحل غربی فلوریدا، به عنوان قیمت پیشرو و پایه در بازارهای بین المللی آمونیاک شناخته می‌شود. از این رو، در این مرحله، وقفه‌های قیمت آمونیاک آمریکا نیز به عنوان متغیرهای ورودی شبکه، در نظر گرفته می‌شوند. متغیرهای سمت تقاضا نیز به ترتیب مرحله‌ی اول وارد مدل شده‌اند. در این مرحله از عوامل سمت عرضه و تقاضا به صورت هم زمان استفاده می‌شود که شامل ورودی‌هایی به شرح زیر است:

۱: ماه‌های فصل پاییز و زمستان با ارزش یک و سایر ماه‌ها با ارزش صفر

۲: شاخص قیمت مصرف کننده در کشور آمریکا

۴ -۳: قیمت دی آمونیوم فسفات سه ماه قبل و چهار ماه قبل

۵: قیمت اوره یک ماه قبل

۷ -۶: قیمت نیترات آمونیوم یک ماه قبل و دو ماه قبل

۸- نرخ کرایه‌ی یک ماه قبل کشتی‌های مخصوص حمل آمونیاک.

۱۰- ۹: قیمت یک ماه قبل و دو ماه قبل گاز طبیعی بازار آمریکا

۱۱: قیمت یک ماه قبل آمونیاک در بندر تمپا

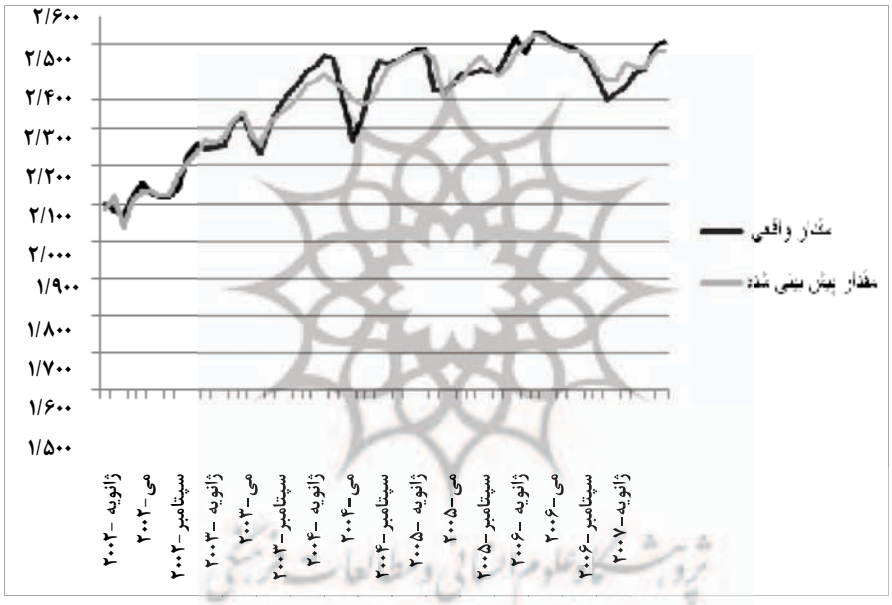
[44] Tampa

۱۴- ۱۲: قیمت یک ماه قبل، دو ماه قبل و پنج ماه قبل نفت خام وست تگزاس اینترمدیت

مدل با چهارده ورودی پیشنهادی بالا، طبق تحلیل بنیادین (یا ساختاری) با سه لایه‌ی پنهان تخمین زده شد. الگوریتم در جریان مدل سازی از اثرگذارترین متغیرها که عبارتند از متغیرهای ورودی ۱، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷، ۸، ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲ استفاده کرده است. قیمت اوره، نیترات آمونیوم و قیمت گاز در این میان به عنوان پر اثرترین متغیرها بر قیمت آمونیاک خاورمیانه شناخته شده‌اند.

برای تعیین وقفه‌های بهینه اثرگذار متغیرها بر قیمت آمونیاک، همانند روش قبل استفاده شد که وقفه‌های یک و دو قیمت نفت، نماینده‌ی اثرات کوتاه مدت و وقفه ۵، اثرات بلند مدت آن بر قیمت گاز را نشان می‌دهند. نمودار (۲) نتایج حاصل از خروجی شبکه‌ی *GMDH* را برای مرحله‌ی دوم نشان می‌دهد.

نمودار ۲: روند واقعی و پیش بینی شده در الگوی سازی عوامل طرف تقاضا و عرضه



RMSE در این مرحله از تخمین، برای داده‌های آموزش ۰/۰۲۸ و برای بخش آزمون برابر ۰/۰۲۱ است که بیش از نصف ریشه‌ی میانگین مجذورات خطا در مرحله‌ی قبل است. بنابراین، خطای مدل سازی و پیش بینی در این مرحله نسبت

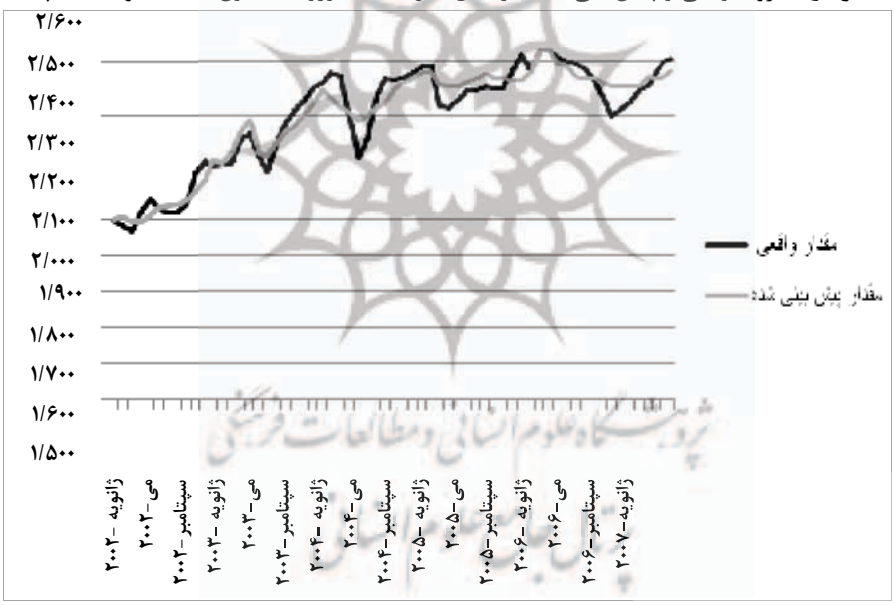
به مرحله‌ی اول به‌طور قابل ملاحظه‌ای کاهش یافته است. درصد خطای پیش‌بینی نیز بر اساس فرمول زیر محاسبه می‌شود.

$$\frac{RMSE}{Mean\ \Pr ice}\times ۱۰۰ = \frac{St.Error}{Mean\ \Pr ice}\times ۱۰۰$$

درصد خطای پیش بینی در این مرحله کمتر از یک درصد به‌دست آمده و بنابراین دقت پیش‌بینی‌های مدل، بیش از ۹۹ درصد است. مدل سازی در این مرحله با لحاظ کردن قیمت آمونیاک تمپا به عنوان یک متغیر پیش رو برای تغییر قیمت در سایر بازارها صورت گرفته است. اما حذف این متغیر، نتایج پیش بینی را به‌طور محسوسی تغییر نمی‌دهد.

برای آنکه تنها نقش عوامل طرف عرضه را نسبت طرف تقاضا بدون در نظر گرفتن قیمت آمونیاک تمپا مورد بررسی قرار دهیم، به جای قیمت آمونیاک تمپا می‌توان تنها از عوامل مؤثر بر آن شامل قیمت گاز آمریکا، قیمت نفت وست تکزاس و نرخ کرایه‌ی کشتی‌ها، استفاده کرد. نتایج حاصل از این مدل سازی نیز بسیار رضایت بخش بوده و در نمودار (۳) نشان داده شده است.

نمودار ۳: روند واقعی و پیش‌بینی شده در مدل سازی با ۱۳ ورودی (بدون قیمت آمونیاک تمپا)



ریشه‌ی میانگین مجذورات خطا در مدل فوق، بدون وارد کردن ورودی قیمت آمونیاک نیز تقریباً ۰/۰۲۱ است که نشان دهنده‌ی دقت بیش از ۹۹ درصدی پیش بینی توسط شبکه‌ی عصبی *GMDH* است.

۴- ۲- روش تحلیل تکنیکی

روش تحلیل تکنیکی،[۴۵] معیار معامله در بازار را تفاوت میانگین‌های متحرک کوتاه مدت و بلندمدت در نظر می‌گیرد. روش تحلیل تکنیکی بر پایه‌ی سه اصل اساسی استوار است که این اصول در تمامی بازارها صادق‌اند.

۱-همه ویژگی‌های هر دارایی در قیمت آن منعکس است.

۲-قیمت‌ها به‌صورت روندهای حرکت می‌کنند که در مقابل تغییرات مقاوم‌اند.

۳-روندهای بازار تکراری‌اند.

یکی از متداول‌ترین قواعد تحلیل تکنیکی روش میانگین متحرک[۴۶] است که سری داده‌ها را هموار می‌کند و زمینه را برای پیگیری روندها فراهم می‌کند. میانگین متحرک یک ابزار یکنواخت کننده است که با استفاده از میانگین قیمت‌ها ارقام بالا و پایین را کنار هم می‌گذارد تا روند اساسی بازار به سادگی قابل تشخیص شود (معینی و همکاران، ۱۳۸۷).

برای پیش بینی و مدل سازی با روش تحلیل تکنیکی، داده‌های هفتگی قیمت آمونیاک از هفته‌ی آخر ژوئن سال ۲۰۰۵ تا انتهای جولای ۲۰۰۷ مورد استفاده قرار گرفته است. از داده‌های مربوط به هفته‌ی آخر ژوئن ۲۰۰۲ تا جولای ۲۰۰۶، برای آموزش و مابقی برای آزمون شبکه استفاده شده است. فرض اصلی در تحلیل‌های تکنیکی آنست که قیمت انعکاس دهنده‌ی تمامی عوامل مهم و مؤثر در بازار است، از این رو، پیش از آنکه تحلیل‌گر از هر کانالی از اتفاقات و تغییرات به وقوع پیوسته در سایر بازارها اطلاع یابد، این تحولات بر قیمت منعکس می‌گردد. در تحلیل تکنیکی تنها از اطلاعات گذشته شامل میانگین‌های متحرک کوتاه و بلند مدت، برای پیش‌بینی قیمت استفاده می‌شود. انتخاب داده‌های هفتگی به دلیل ماهیت این روش در پیش‌بینی‌های کوتاه مدت است. برای میانگین متحرک کوتاه

[45] Technical Analysis
[46] Moving Average

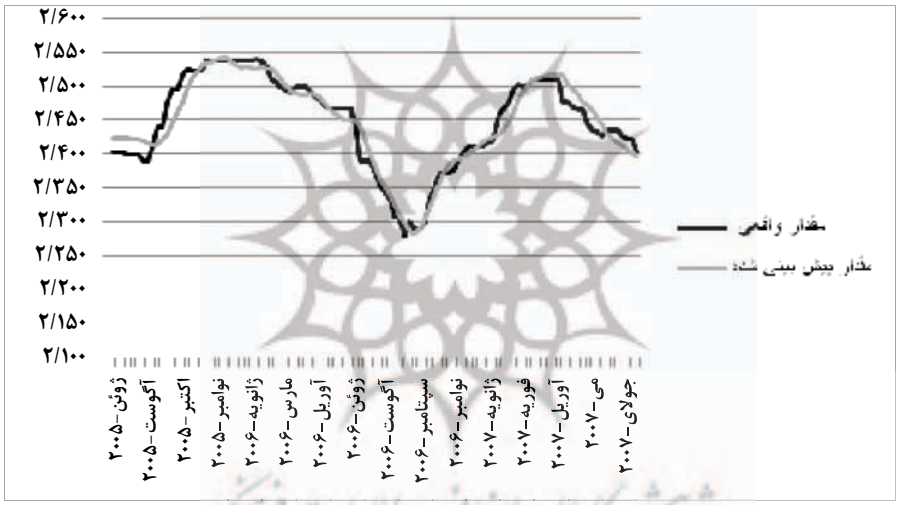
مدت وقفه‌ی ۴ و برای میانگین متحرک بلندمدت وقفه‌های ۱۲و ۲۴ هفته و تفاوت میانگین متحرک‌های کوتاه و بلند مدت به عنوان متغیرهای مستقل انتخاب شده‌اند. بنابراین، ورودی‌های این مرحله از مدل سازی و پیش بینی عبارتند از:

۳-۱: میانگین متحرک قیمت ۴ هفته‌ی قبل،۱۲ هفته‌ی قبل و ۲۴ هفته‌ی قبل

۶-۴: تفاوت میانگین متحرک ۴ و ۱۲ هفته‌ی قبل، تفاوت میانگین متحرک ۴ و ۲۴ هفته‌ی قبل، تفاوت میانگین متحرک ۱۲ و ۲۴ هفته‌ی قبل

مدل با شش متغیر ورودی و دو لایه‌ی پنهان تخمین زده شد. متغیرهای شماره‌ی ۳ و ۶ در جریان مدل سازی و تخمین خروجی از مدل حذف گردیدند. مقدار *RMSE* در این مرحله از تخمین برای قسمت آموزش ۰/۰۱۷ و برای داده‌های آزمون ۰/۰۱۴ و دقت پیش بینی بیش از ۹۹٪ است. نمودار (۴) مقادیر واقعی و پیش بینی شده خروجی شبکه‌ی عصبی *GMDH* را نشان می‌دهد.

نمودار ۴: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده با روش تحلیل تکنیکی



همان‌گونه که ملاحظه می‌شود تطابق مقادیر پیش بینی توسط شبکه‌ی عصبی با مقادیر واقعی از نظر رهگیری و مسیر یابی متغیر خروجی، از دقت و پایداری بالایی برخوردار است.

۴-۳- مزیت‌های الگوریتم *GMDH* و مقایسه‌ی نتایج حاصل با روش *ARIMA*

از جمله برتری شبکه‌ی عصبی *GMDH* در مقایسه با روش‌های رگرسیون معمولی، توانایی این الگوریتم در مدل سازی 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 غربال سازی ورودی‌های شبکه است، به طوری‌که ورودی‌هایی که به نسبت سایر متغیرها اثرگذاری کمتری بر متغیر خروجی دارند شناسایی و از مدل خارج می‌شوند. به طور کلی، محدودیت‌های استفاده از رگرسیون‌های معمولی که در الگوریتم شبکه‌ی عصبی وجود ندارد، به صورت زیر است.

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

ب) در رگرسیون‌های معمولی استفاده از وقفه‌های متغیر وابسته به دلیل وجود رابطه میان جزء اخلال و متغیر توضیحی فرض استقلال متغیر توضیحی از جزء اخلال را نقض می‌کند و برآوردها را دچار تورش می‌کند.

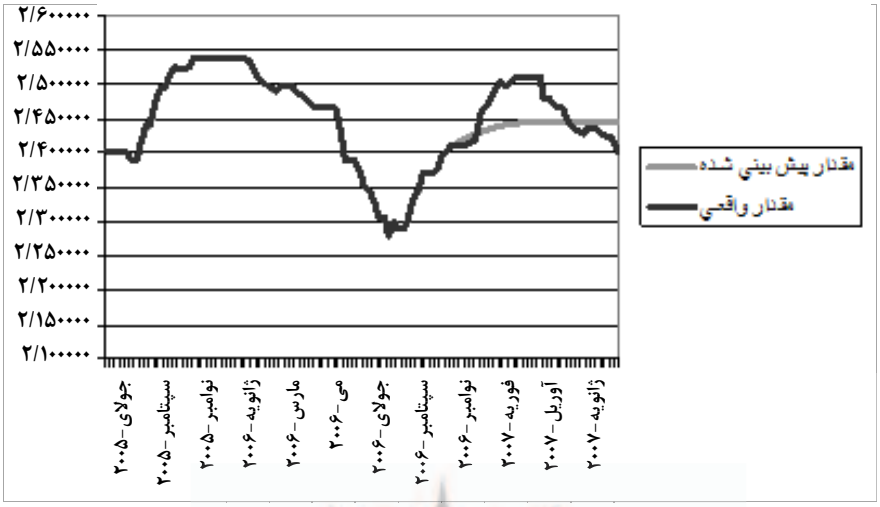
ج) در رگرسیون‌های معمولی محقق نمی‌تواند به دلخواه متغیرهای توضیحی را افزایش دهد؛ زیرا اضافه نمودن یک متغیر توضیحی اولاً نیازمند توجیه تئوریک است و ثانیاً درجه‌ی آزادی را کاهش می‌دهد.

برای پیش‌بینی قیمت با روش *ARIMA*، از لگاریتم قیمت آمونیاک و تفاضل مرتبه‌ی اول آن استفاده شده است که به این ترتیب متغیر مانا شده و اثر زمان نیز از آن حذف شده است. پیش‌بینی‌ها برای امکان مقایسه با روش *GMDH* برای یک سوم انتهایی داده‌ها و داده‌های هفتگی صورت گرفته است. جدول (۲) و نمودار (۵) نتایج حاصل از مدل سازی با روش *ARIMA* را نشان می‌دهد.

جدول ۱: نتایج حاصل از برآورد و پیش‌بینی قیمت آمونیاک با روش *ARIMA*

متغیر	ضریب	*St.error*	آماره‌ی t	احتمال قبول فرضیه‌ی H_0
AR(1)	۰/۴۹۰۳	۰/۱۲۷۹	۳/۸۳۲۳	۰/۰۰۰۳
MA(2)	۰/۸۵۸۸	۰/۰۳۲۶	۲۶/۲۹۲۷	۰/۰۰۰۰

نمودار ۵: روند واقعی و پیش‌بینی شده در مدل سازی به روش *ARIMA*



از آنجا که ریشه‌ی میانگین مجذورات خطا در مدل فوق برای بازه مورد استفاده در تخمین ۰/۱۷ است و با توجه به میانگین لگاریتم قیمت آمونیاک در این دوره، درصد خطای پیش‌بینی حاصل با روش اقتصاد سنجی *ARIMA* برابر با ۸ درصد است که این نتایج و همچنین روند پیش بینی شده به کمک این روش چندان مطلوب به نظر نمی‌رشد. جدول (۲) نتایج مقایسه‌ی شبکه‌ی عصبی *GMDH* و روش *ARIMA* را نشان می‌دهد.

جدول ۲: مقایسه‌ی نتایج پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی *GMDH* و روش *ARIMA*

روش پیش‌بینی	*RMSE*	درصد خطای پیش‌بینی
GMDH عوامل سمت تقاضا	۰/۰۴۵	٪۳
GMDH عوامل سمت تقاضا و عرضه	۰/۰۲۱	٪۱
GMDH تحلیل تکنیکی	۰/۰۱۴	٪۱
ARIMA	۰/۱۷	٪۸

ملاحظه می‌شود که تمامی مدل‌های ساخته شده توسط شبکه‌ی عصبی *GMDH* از دقت بالاتر و خطای کمتری نسبت به روش *ARIMA* برخوردارند. مقدار عددی آماره‌ی آزمون مربوط به نسبت *RMSE* در روش *ARIMA* به مدل شبکه‌ی عصبی *GMDH* برای الگوی عرضه و تقاضا برابر با $F(۱۰,۱۰) = ۸/۱$ [۴۷] و برای الگوی تحلیل تکنیکی $F(۱۰,۱۰) = ۱۲/۱۴$ [۴۸] است که هر دو بزرگتر از مقدار بحرانی جدول $F_{.۰۵}(۱۰,۱۰) = ۲/۹۸$ هستند. از این رو، تفاوت معنی‌داری بین روش *ARIMA* و شبکه‌ی عصبی *GMDH* برای هر دو الگوی شبکه‌ی عصبی وجود دارد و بنابراین الگوی شبکه‌ی عصبی از نقطه‌نظر آماری نیز نسبت به الگوی سری زمانی بهتر است.

۵- نتیجه گیری

با توجه به کاهش قابل توجه *RMSE* پس از ورود متغیرهای سمت عرضه در تحلیل‌های بنیادین، می‌توان نتیجه گرفت که اگر چه قیمت گاز در منطقه‌ی خاورمیانه به عنوان هزینه‌ی تولید آمونیاک بر تولید کنندگان آمونیاک خاورمیانه چندان اثر گذار نیست، اما از آنجا که این بازار بین المللی تابع سایر بازارهای بین المللی آمونیاک به ویژه آمریکا است، در نظر گرفتن قیمت در این بازار پیشرو و عوامل مؤثر بر عرضه‌ی آن به مدل سازی کامل‌تر و پیش‌بینی دقیق‌تر همراه با پایداری بیشترکمک می‌کند.

روش تحلیل تکنیکی به دلیل عدم توجه به عوامل اثرگذار بیرونی، تغییرات بنیادین احتمالی ناشی از تغییر در این گونه عوامل را در نظر نمی‌گیرد و این روش در بلندمدت کارایی لازم در پیش بینی را ندارد، بنابراین از آن برای پیش‌بینی‌های کوتاه مدت استفاده می‌شود. در مقابل، تحلیل بنیادین روابط بنیادین درونی و بیرونی در یک سیستم را مورد توجه قرار می‌دهد و آنها را در مدل سازی وارد می‌نمایند؛ یعنی با مطالعه‌ی رفتار عرضه و تقاضای آمونیاک و عوامل مؤثر بر آنها محقق می‌تواند نسبت به رفتار آینده آن اظهار نظر کند. در خصوص فرآورده های پتروشیمی، از جمله آمونیاک، از سمت عرضه بررسی هزینه خوراک فرآورده و از

---

[47] $F = \frac{F_{ARIMA}}{F_{GMDH}} = \frac{۰/۱۷}{۰/۰۲۱} = ۸/۱$

[48] $F = (۰.۱۷/۰.۰۱۴) = ۱۲/۱۴$

سمت تقاضا وضعیت بازار فرآورده‌های نهایی و تغذیه شده از آن محصول، مهم‌ترین عوامل مؤثر بر قیمت آمونیاک را شامل می‌شوند. از این رو، این گونه تحلیل‌ها با لحاظ ساختارهای بازار مورد بررسی، در بلندمدت که احتمال تغییرات ساختاری بیشتر است، کارآرایی بیشتری دارند. نتایج حاصل از این تحلیل‌ها در بلند مدت به واقعیت نزدیک‌تر است. در این تحقیق به کمک تحلیل بنیادین پیش‌بینی‌های بلند مدت و با روش تحلیل تکنیکی، پیش‌بینی‌های کوتاه مدت به خوبی صورت گرفته است.

در بازارهایی که مسیر حرکت قیمت در طول زمان نسبتاً هموار[۴۹] (مانند بازار آمونیاک)، الگوریتم *GMDH* در پیش‌بینی روند قیمت مبتنی بر تحلیل تکنیکی، بسیار موفق عمل می‌کند.

با مقاسیه‌ی معیارهای خطا در الگوی‌های به‌دست آمده از شبکه‌ی عصبی *GMDH* با مدل سری زمانی *ARIMA* مشاهده می‌شود که کارایی الگوریتم *GMDH* در پیش‌بینی قیمت آمونیاک به مراتب بهتر از مدل *ARIMA* است، به گونه‌ای که هرسه الگوی شبکه‌ی عصبی (جدول ۳) نسبت به مدل *ARIMA* دقیق‌تر این مؤید عملکرد بهتر شبکه‌ی عصبی *GMDH* در پیش‌بینی نسبت به روش‌های رگرسیونی است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[49] Smooth

فهرست منابع:

Amanifard, N., N. Nariman-Zadeh, M. Borji, A. Khalkhali & A. Habibdoust. (2008). Modelling and Pareto Optimization of Heat Transfer and Flow Coefficients in Microchannels Using GMDH Type Neural Networks and Genetic Algorithms. Energy Conversion and Management, 49(2): 311-325.

Atashkari K., N. Nariman-Zadeh, M. Gölcü A.Khalkhali & A. Jamali. (2007). Modelling and Multi-Objective Optimization of a Variable Valve-Timing Spark-Ignition Engine Using Polynomial Neural Networks and Evolutionary Algorithms. Energy Conversion and Management, Vol. 48 (3): 1029-1041.

Brock, W.A., J. Lakonishok & B. LeBaron. (1992). Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. Journal of Finance, 47: 1731–1764.

Franses, P.H. & K. Van Griensven. (1997). Forecasting Exchange Rates Using Neural Networks for Technical Trading Rules. Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics, 2 (4): 108-114.

Gencay, R. (1996). Non-linear Prediction of Security Returns with Moving Average Rules. Journal of Forecasting 15(3): 165-174.

Hanna, D. (2003) Petrochemical Price Trends: A Qualitative Forecast. Platts, Global Editorial Director Petrochemicals.

Ivakhnenko, A.G. & J.A. Muller. (1996). Developments of Self-Organizing Modeling in Prediction and Analysis of Stock Market. Available in URL Address: http://gmdh.net/articles/index.html.

Ivakhnenko, A.G. (1971). Polynomial Theory of Complex Systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 364-378.

Lemke, F. & J.A. Muller. (1997). 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): 733-738.

Nariman-zadeh, N., A. Darvizeh, M. Darvizeh & H. Gharababaei. (2002). Modelling of Explosive Cutting Process of Plates Using GMDH-Type Neural Network and Singular Value Decomposition. Journal of Materials Processing Technology, 128 (1-3): 80- 87.

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.

Shambora W.A. & R. Rossiter. (2007). Are There Exploitable Inefficiencies in the Futures Market for oil?. Journal of Energy Economics, 29: 18-27.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی