

شبیه‌سازی تابع تقاضای انرژی در ایران با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSO)

علی امامی میبدی

عضو هیأت علمی دانشگاه تربیت مدرس emami@atu.ac.ir

محسن خضری

کارشناسی ارشد علوم اقتصادی mohsen.khezri1364@gmail.com

آرش اعظمی

کارشناسی ارشد علوم اقتصادی arashesmy@gmail.com

تاریخ دریافت: ۸۸/۴/۱۴ تاریخ پذیرش: ۸۸/۷/۴

چکیده

در این مطالعه به منظور پیش‌بینی وضعیت آتی تقاضای انرژی (کل مصرف نهایی انرژی) ایران، با استفاده از خط سیر شاخص‌های کلان اقتصادی، دو فرم از معادلات تقاضای انرژی غیرخطی شبیه‌سازی شده است، به عبارت دیگر، کارایی برآورد تقاضای انرژی ایران، بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSO) بهبود یافته است. مدل شبیه‌سازی تقاضای انرژی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSOEDS)، با استفاده از متغیرهای جمعیت، تولید ناخالص داخلی (GDP) و واردات کالاها و خدمات بسط داده شده است. یکی از معادلات پیشنهادی نمایی و دومی درجه‌ی دوم است. در تابع تقاضای انرژی، فرم درجه‌ی دوم نتایج بهتری را در مشاهده‌ی داده‌ها فراهم می‌کند و با یک ضریب همبستگی بالاتر، برای پروژه‌های بخش انرژی ایران به کار برده می‌شود.

طبقه بندی JEL: Q41, C15, C53, C61

کلید واژه: شبیه‌سازی، تقاضای انرژی، الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات

۱- مقدمه

در مطالعات متعددی در خارج از کشور (آکارکا و لانگ^۱، ۱۹۸۰؛ ابوهان^۲، ۱۹۹۶؛ هوانگ و گام^۳، ۱۹۹۲) و داخل کشور (سهیلی، ۱۳۸۶)، تأثیر رابطه‌ی GDP و ساختار تشکیل‌دهنده‌ی آن به عنوان شاخص فعالیت‌های اقتصادی یک کشور، بر مصرف انرژی به اثبات رسیده است و خط سیر توسعه‌ی انرژی، می‌تواند به وسیله‌ی تغییرات زیر بخش‌های اقتصادی، رشد جمعیت و شهرسازی واردات و صادرات یک کشور توصیف شود، بنابراین در این مقاله به منظور بررسی این سؤال که آیا خط سیر مهم‌ترین متغیرهای کلان اقتصادی تأثیرگذار بر تقاضای انرژی، قادر به شبیه‌سازی و توصیف خط سیر تقاضای انرژی در ایران است یا خیر، ابتدا با استفاده از داده‌های سال‌های ۱۳۶۵ تا سال ۱۳۸۱ و الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات^۴ (PSO)، به شبیه‌سازی^۵ توابع تقاضای نمایی و درجه‌ی دوم انرژی در ایران، با استفاده از شاخص‌های کلان اقتصادی تأثیرگذار بر تقاضای انرژی اقدام و سپس با استفاده از داده‌های سال‌های ۱۳۸۲ تا سال ۱۳۸۶، معیارهای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی و بررسی توانایی هر یک از توابع شبیه‌سازی شده در پیش‌بینی تقاضای انرژی ایران آزمایش و محاسبه شده است.

مقاله‌ی مذکور در ۶ بخش تنظیم شده است؛ در بخش دوم، پیشینه‌ی مطالعات انجام شده در زمینه‌ی شبیه‌سازی توابع تقاضای انرژی با استفاده از الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت در خارج از کشور و مطالعات پیش‌بینی تقاضای انرژی داخل کشور ارایه شده است. بخش سوم مقاله، به مروری کوتاه بر مبانی فکری الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات می‌پردازد. در بخش چهارم، چگونگی شبیه‌سازی تابع تقاضای انرژی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات ارایه شده و در بخش پنجم، در قالب دو سناریوی متفاوت، ابتدا ارزش پارامترهای توابع درجه‌ی دوم و نمایی انرژی در ایران استخراج شده و سپس کارایی مدل شبیه‌سازی شده در پیش‌بینی تقاضای آتی انرژی ایران مورد آزمایش قرار می‌گیرد و در نهایت به منظور اعمال چشم‌اندازی در برابر تصمیمات سیاست‌گذاران این بخش از اقتصاد کشور، با استفاده از این توابع شبیه‌سازی شده، روند آتی تقاضای انرژی ایران پیش‌بینی می‌شود.

- 1- Akarca and Long.
- 2- Ebohan.
- 3- Hwang and Gum.
- 4 - Particle Swarm Optimizatoion.
- 5- imagery.

۲- پیشینه‌ی تحقیق

در زمینه‌ی شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای انرژی با استفاده از الگوریتم‌های الهام گرفته شده از طبیعت، مطالعاتی در خارج از کشور انجام شده است، که می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

کانیرت و اوزترک^۱ (۲۰۰۶)، در مقاله‌ای با عنوان سه مدل کاربردی تکنیک‌های جستجوی الگوریتم ژنتیک (GA)^۲ در تخمین تقاضای انرژی، به منظور برآورد تقاضای نفت با استفاده از روش بهینه‌یابی الگوریتم ژنتیک، با هدف تخمین ارزش آتی تقاضا برای نفت، به ارایه‌ی سه مدل غیر خطی تقاضا برای نفت در ترکیه، با استفاده از متغیرهای تولید ناخالص داخلی، جمعیت، صادرات، واردات، تولید نفت، واردات نفت و ماشین سواری، میزان فروش اتوبوس و کامیون، پرداخته‌اند. از این میان، مدلی که متغیرهای مستقل جمعیت، تولید ناخالص داخلی، واردات نفت و واردات و فروش کامیون را به عنوان شاخص پارامترهای طرح به کار می‌برد، با میانگین مطلق درصد خطای (MAPE)^۳ پایین‌تر برابر با ۰/۰۱۶۹ در دوره‌ی آزمایش مدل‌ها، راه حل بهتری را در مشاهده‌ی داده‌ها فراهم می‌کند.

تکساری^۴ (۲۰۰۷)، در مقاله‌ای با عنوان روش بهینه‌یابی کلونی مورچه‌ها (ACO)^۵ به منظور برآورد تقاضای انرژی با استفاده از روش بهینه‌یابی کلونی مورچه‌ها، با هدف تخمین ارزش آتی تقاضای انرژی در ترکیه تا سال ۲۰۲۵، به ارایه‌ی توابع خطی و درجه‌ی دوم تقاضای انرژی در این کشور، با استفاده از متغیرهای تولید ناخالص داخلی، جمعیت، واردات و صادرات پرداخته است. نتیجه این‌که تابع درجه‌ی دوم با MAPE پایین‌تر برابر با ۰/۰۱۰۷، در دوره‌ی آزمایش مدل‌ها راه حل بهتری را در مشاهده‌ی داده‌ها فراهم می‌کند.

آنلر^۶ (۲۰۰۸)، در مقاله‌ای با عنوان "بهبود پیش‌بینی تقاضای انرژی با استفاده از هوش مصنوعی، در مورد ترکیه با طرح ریزی تا سال ۲۰۲۵"، به منظور پیش‌بینی تقاضای انرژی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSO)، با هدف تخمین

1 -Canyurt and Ozturk.

2- Genetic Algorithm.

3- Mean Absolute percentage Error.

4 -Toksari.

5 - Ant Colony Optimization.

6 -Unler.

ارزش آتی تقاضای انرژی در این کشور، تا سال ۲۰۲۵، به آرایه‌ی توابع خطی و درجه‌ی دوم تقاضای انرژی در ترکیه، با استفاده از متغیرهای تولید ناخالص داخلی، جمعیت، واردات و صادرات پرداخته است. نتیجه این‌که تابع تقاضای درجه‌ی دوم با MAPE پایین‌تر برابر با ۰/۰۰۸، در دوره آزمایش مدل‌ها راه حل بهتری را در مشاهده‌ی داده‌ها فراهم می‌کند. بنابراین در این مطالعه، قدرت الگوریتم PSO در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها، با MAPE پایین‌تر دوره‌ی آزمایش مدل‌ها، در پیش‌بینی تقاضای انرژی ترکیه به اثبات رسیده است.

ابراهیم حیدری (۱۳۸۳)، در مقاله‌ای با عنوان "پیش‌بینی تقاضای انرژی در ایران با استفاده از روش تجزیه"، میزان تقاضای مصرف نهایی حامل‌های سه‌گانه در بخش‌های تولیدی اقتصاد ایران شامل بخش صنعت، کشاورزی، خدمات و حمل‌ونقل را با استفاده از یک الگوی تجزیه و برای یک دوره‌ی ۱۵ ساله، در قالب سه گزینه‌ی نرخ رشد تولید بالا، پایین و روند، پیش‌بینی کرده است. نتایج پیش‌بینی تقاضای برق و گاز طبیعی نشان می‌دهد که در هر سه گزینه، در طول سال‌های مورد پیش‌بینی، با تشدید مصرف ناشی از عوامل ساختاری و شدت انرژی مواجه هستیم هم‌چنین نتایج نشان دهنده‌ی صرفه‌جویی قابل ملاحظه در مصرف فرآورده‌های نفتی، ناشی از کاهش شدت انرژی در گزینه‌های اول و دوم است.

۳- مبانی نظری الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSO)

الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌هایی است که در حوزه‌ی هوش جمعی^۱ جای می‌گیرد. این الگوریتم، توسط کندی و ابره‌ه‌ارت^۲ در سال ۱۹۹۵ معرفی و با الهام از رفتار اجتماعی حیواناتی چون ماهی‌ها و پرندگان که در گروه‌های کوچک و بزرگ کنار هم زندگی می‌کنند، طراحی شده است. نام‌های دیگر این الگوریتم، عبارتند از: الگوریتم ازدحام ذرات و الگوریتم پرندگان PSO، شباهت‌هایی با تکنیک‌های محاسبه‌ی تکاملی^۳، مانند الگوریتم‌های ژنتیک (GA) دارد؛ اگرچه برخلاف PSO، GA عملکردهای تکامل، مانند هم‌گذری^۴ و جهش^۱ را ندارد. برای اجرای موفق PSO، یکی از

1- Swarm Intelligence.

2- Kennedy and Eberhart.

3- Evolutionary computation techniques.

4- Crossover.

اعمال کلیدی، یافتن چگونگی طرح حل مسأله، درون ذرات PSO است، که به طور صحیح کارایی و امکان اجرای آن را تحت تأثیر قرار دهد (آبراهام و همکاران^۲، ۲۰۰۶). کندی و ابرهارت (۱۹۹۵)، شرح دادند که PSO هر ذره^۳، نماینده‌ی یک جواب ممکن است که به طور تصادفی در فضای مسأله حرکت می‌کند؛ تغییر مکان هر ذره در فضای جستجو تحت تأثیر دانش خود و همسایگانش است، بنابراین موقعیت ذرات دیگر ازدحام^۴، روی چگونگی جستجوی یک ذره اثر می‌گذارد. نتیجه‌ی مدل‌سازی این رفتار اجتماعی، فرآیند جستجویی است که در آن ذرات به سمت نواحی مناسبی حرکت می‌کنند. ذرات در گروه از یکدیگر می‌آموزند و بر مبنای دانش به دست آمده، به سمت بهترین همسایگان خود می‌روند. اساس کار PSO بر این استوار است که در هر لحظه هر ذره مکان خود را در فضای جستجو با توجه به بهترین مکانی که تاکنون در آن قرار گرفته و بهترین مکانی که در کل همسایگی‌اش وجود دارد، تنظیم می‌کند.

فرض کنید فضای D بعدی^۵ داریم و i امین ذره از جمعیت^۶ می‌تواند با یک بردار سرعت^۷ و یک بردار موقعیت^۸ نمایش داده شود. تغییر موقعیت هر ذره، با تغییر در ساختار موقعیت و سرعت قبلی امکان پذیر است. هر ذره امکاناتی شامل بهترین مقداری را که تاکنون به آن رسیده است (pbest) و موقعیت x_i را داراست. این اطلاعات از مقایسه‌ی تلاش‌هایی که هر ذره برای یافتن بهترین جواب انجام می‌دهد، به دست می‌آید. هم‌چنین هر ذره بهترین جوابی را که تاکنون (در گروه) از مقدار pbest ها به دست آمده است، (gbest). هر ذره برای رسیدن به بهترین جواب سعی می‌کند موقعیت خود را با استفاده از اطلاعات زیر تغییر دهد:

موقعیت کنونی x_i سرعت کنونی v_i و فاصله‌ی بین موقعیت کنونی، pbest، فاصله‌ی

- 1- Mutation.
- 2- Abraham et al.
- 3- Particle.
- 4- Swarm.
- 5 -d-dimensional.
- 6- Population .
- 7 -velocity.
- 8- position.

موقعیت کنونی و gbest. بدین ترتیب سرعت هر ذره، طبق رابطه‌ی (۱) تغییر می‌کند:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_1 (pbest_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_2 (gbest_j(t) - x_{ij}(t)) \quad (1)$$

که در آن $v_{ij}(t)$ ، بعد از t ام تکرار در ذره، ω ، وزن اینرسی^۱ است، c_1 و c_2 فاکتور وزنی، r_1 و r_2 عددی تصادفی بین ۰ و ۱، $x_{ij}(t)$ موقعیت بعد از t ام هر ذره در تکرار t ام، $pbest_{ij}$ برابر $pbest$ شبعد t ام هر ذره و $gbest_i$ نیز $gbest$ در گروه است.

موقعیت جدید هر ذره، به وسیله‌ی مجموع موقعیت گذشته و سرعت جدید، با استفاده از رابطه‌ی (۲) و (۳) تعیین می‌شود:

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

$$v_{ij} = \text{sign}(v_{ij}) \min(|v_{ij}|, v_{\max}) \quad (3)$$

شکل (۱) یک الگوریتم برای روش PSO عمومی را فراهم می‌کند:

<p>۱. ارزش اولیه دادن به ازدحام ذرات (n) و دیگر پارامترها</p> <p>۲. ارزش اولیه دادن به موقعیت و سرعت، به طور تصادفی به همه‌ی ذرات</p> <p>۳. زمانی که معیار توقف محقق شده نیست انجام دهید:</p> <p>(a) $t=t+1$;</p> <p>(b) برآورد ارزش شایستگی برای هر ذره;</p> <p>(c) $gbest(t) = \arg \min_{i=1}^n (f(gbest(t-1)), f(x_1(t)), f(x_2(t)), \dots, f(x_n(t)))$;</p> <p>(d) برای $i=1-n$</p> <p>(۱) $pbest_i(t) = \arg \min_{i=1}^n (f(pbest_i(t-1)), f(x_i(t)))$</p> <p>(۲) برای $j=1$ بر حسب بعد</p> <p>به روز درآوری ارزش بعد از jام x_j و v_j بر طبق فرمول‌های (۱) تا (۳);</p> <p>(۳) j بعدی;</p> <p>(e) i بعدی;</p> <p>۴. پایان.</p>
--

شکل ۱- یک الگوریتم PSO کلی

1- inertia weight.

۴- شبیه‌سازی تابع تقاضای انرژی در ایران با استفاده از بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSOEDS)^۱

۴-۱- معیار بهینه‌یابی ارزش پارامترها

شبیه‌سازی تابع تقاضای انرژی در ایران، بر اساس شاخص‌های اقتصادی تأثیرگذار بر تقاضای انرژی، با به کار بردن فرم‌های نمایی و درجه‌ی دوم مدل‌سازی شده است. فرم نمایی PSOEDS، براساس رابطه‌ی (۵) به دست می‌آید:

$$Y_{exp} = w_1 + w_2 X_1^{w_3} + w_4 X_2^{w_5} + w_6 X_3^{w_7} \quad (5)$$

فرم درجه‌ی دوم PSOEDS، براساس رابطه‌ی (۶) محاسبه می‌شود:

$$Y_{quad} = w_1 + w_2 X_1 + w_3 X_2 + w_4 X_3 + w_5 X_1 X_2 + w_6 X_1 X_3 + w_7 X_2 X_3 + w_8 X_1^2 + w_9 X_2^2 + w_{10} X_3^2 \quad (6)$$

Y در رابطه‌ی (۵) و (۶)، تقاضای انرژی (مصرف نهایی انرژی، میلیون بشکه معادل نفت خام) است و آمار آن از ترازنامه‌ی انرژی سال‌ها مختلف که توسط معاونت امور برق و انرژی دفتر برنامه‌ریزی کلان برق و انرژی وزارت نیرو منتشر شده به دست آمده است. X_1 ، X_2 ، X_3 ، به ترتیب، تولید ناخالص داخلی (میلیارد ریال)، جمعیت (صد هزار نفر)، واردات کالا و خدمات (میلیارد ریال) هستند، که از سری زمانی بانک مرکزی جمع آوری شده‌اند. همگی متغیرها به قیمت ثابت سال ۱۳۷۶ محاسبه شده‌اند و w_i پارامترهای مدل‌ها هستند که باید بهینه‌یابی شوند.

برای بهینه‌یابی پارامترهای مدل‌ها، فرض کنید که $E_i^{observed}$ ، تقاضای انرژی واقعی در دوره‌ی i و $E_i^{simulated}$ تقاضای انرژی شبیه‌سازی شده توسط مدل در

دوره‌ی i باشد، در این صورت با تفاضل مقدار شبیه‌سازی شده از مقدار واقعی‌اش، خطای شبیه‌سازی (SE)^۱ به دست می‌آید، که به صورت رابطه‌ی (۶) است:

$$SE = E_i^{observed} - E_i^{simulated} \quad (۶)$$

پارامترهای مدل‌ها باید به نوعی بهینه‌یابی شوند که مجموع مجذور خطای (SSE)^۲ مدل‌های شبیه‌سازی شده مینیمم شود. دلیل این‌که به جای مجموع ساده‌ی خطاهای شبیه‌سازی، مجموع مربعات آن‌ها در نظر می‌شود، این است که نه تنها انحراف‌های مثبت و منفی یکدیگر را خنثی نکنند، بلکه انحراف‌های بزرگ نسبت به انحراف‌های کوچک از اهمیت بیش‌تری برخوردار شوند. مجموع مجذور خطا به صورت رابطه‌ی (۷) است:

$$Min f(v) = \sum_{i=1}^n (E_i^{observed} - E_i^{simulated})^2 \quad (۷)$$

PSOEDS، با استفاده از PSO و یافتن مینیمم مطلق تابع شایستگی^۳ توسعه یافته است که تابع شایستگی در این مقاله SSE است. بنابراین PSO با مینیمم‌سازی SSE، ضرایب پارامترهای طرح را بهینه می‌کند.

۴-۲- معیار ارزیابی عملکرد پیش‌بینی

در این مقاله به منظور ارزیابی عملکرد پیش‌بینی در دوره‌ی آزمایش مدل‌ها، از دو معیار شناخته شده‌ی ارزیابی عملکرد پیش‌بینی استفاده می‌شود، اولی که میانگین مجذور خطاهای (MSE)^۴ بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده تقاضای انرژی تعریف شده است و از خانواده‌ی محاسبات میانگین خطای استاندارد است، به صورت رابطه‌ی (۸) محاسبه می‌شود:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (E_i^{observed} - E_i^{simulated})^2}{n} \quad (۸)$$

-
- 1- Simulation Error.
2- Sum of Squared Error.
3- fitness function.
4- Mean Square Error .

گاهی اوقات، محاسبه‌ی خطای پیش‌بینی بر حسب درصد، سودمندتر از مقادیر است، بنابراین دومین معیار، میانگین مطلق درصد خطا (MAPE)^۱ بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده‌ی تقاضای انرژی، معیاری مهم برای یافتن درصد خطای پیش‌بینی خواهد بود، که به صورت رابطه‌ی (۹) محاسبه می‌شود:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{E_i^{observed} - E_i^{simulated}}{E_i^{observed}} \right|}{n} \quad (9)$$

در روابط (۸) و (۹)، n تعداد مشاهدات است.

۵- سناریوی عملکرد PSOEDS

در این قسمت، - بهینه‌سازی ارزش پارامترهای PSOEDS برای داده‌های جاری و پیش‌بینی تقاضای انرژی در آینده، مورد بررسی قرار گرفته است.

۵-۱- بهینه‌سازی ارزش پارامترهای PSOEDS برای داده‌های جاری

داده‌های استفاده شده در این مقاله به دو قسمت تقسیم می‌شوند، قسمتی برای شبیه‌سازی توابع تقاضای نمایی و درجه‌ی دوم انرژی و قسمتی برای آزمایش مدل‌های شبیه‌سازی شده به کار می‌روند، به طوری که در ابتدا از داده‌های سال‌های ۱۳۶۵ تا سال ۱۳۸۱، به منظور شبیه‌سازی توابع تقاضای نمایی و درجه‌ی دوم انرژی در ایران استفاده می‌کنیم و سپس از داده‌های سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۶، برای ارزیابی عملکرد مدل‌های شبیه‌سازی شده در پیش‌بینی، و محاسبه‌ی MSE و MAPE بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی تقاضای انرژی، در دوره‌ی آزمایش مدل‌ها استفاده می‌شود. الگوریتم PSO بسط داده شده برای شبیه‌سازی تابع تقاضای انرژی، در این مقاله به صورت شکل (۲) است.

1- Mean Absolute percentage Error.

۱. تنظیم ارزش‌های t, n, c_1, c_2 و ω
۲. یافتن پارامترهای اولیه‌ی (I) Y_{exp} و Y_{quad} ، بر طبق مدل‌های رگرسیون نمایی و درجه‌ی دوم استاندارد
۳. تعیین موقعیت‌ها برای همه‌ی ذرات در همسایگی I، به طور تصادفی
۴. زمانی که (معیار توقف محقق شده نیست) انجام دهید:
 - (a) $t=t+1$
 - (b) برآورد ارزش شایستگی برای هر ذره بر طبق

$$\text{Min } f(v) = \sum_{i=1}^n (E_i^{\text{observed}} - E_i^{\text{predicted}})^2$$
 - (c) برای $i=1-n$
 - (d) i بعدی؛

$$\text{pbest}_i(t) = \min\{f(v)_{it}\}$$
 - $$\text{gbest}_i = \min_{i=1}^n \{\text{pbest}_i\}$$
۵. پایان

شکل ۲- الگوریتم PSO بسط داده شده برای شبیه‌سازی تابع تقاضای انرژی

از نرم‌افزار MATLAB 7 به منظور برنامه‌نویسی PCO استفاده شده است. دو فرم مدل PCOEDS، با پارامترهای PCO نشان داده شده در جدول (۱) شبیه‌سازی شوند:

جدول ۱- پارامترهای PSO

اندازه	پارامتر
۲۰	اندازه‌ی ذرات (n)
۰/۹۹۵	وزن اینرسی (ω)
۱۰۰۰	ماکزیمم تعداد تکرار (t)

منبع: نتایج تحقیق

تابع تقاضای نمایی انرژی شبیه‌سازی شده با روش PSO، به صورت رابطه‌ی (۱۰) است:

$$\text{PCOEDS}_{q\text{exp}} = -33/816 + 2/984x_1^{0.951} - 37/0.12x_2^{0.243} + 12/717x_3^{0.532} \quad (10)$$

تابع تقاضای درجه‌ی دوم انرژی شبیه‌سازی شده با روش PSO، به صورت رابطه‌ی (۱۱) است:

$$\begin{aligned} \text{PCOEDS}_{\text{quad}} = & -18/32 - 0/49x_1 + 0/111x_2 - 0/32x_3 \\ & + 0/0.14x_1x_2 + 0/0.1736x_1x_3 + 0/0.155x_2x_3 \quad (11) \\ & + 0/0.00784x_1^2 + 0/0.00625x_2^2 + 0/0.00961x_3^2 \end{aligned}$$

در این مرحله به آزمایش مدل‌های شبیه‌سازی شده، با استفاده از داده‌های سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۶ پرداخته می‌شود، MSE و MAPE بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی تقاضای انرژی به صورت جدول (۲) است:

جدول ۲- ارزیابی عملکرد مدل‌های شبیه‌سازی شده در دوره‌ی آزمایش مدل‌ها

MAPE	MSE	
۰/۰۱۲۷	۱۶۸/۵۳	تابع تقاضای درجه‌ی دوم
۰/۰۱۵۲	۲۱۹/۲۶	تابع تقاضای نمایی

منبع: نتایج تحقیق

در مطالعه‌ای که آنلر (۲۰۰۸)، به منظور شبیه‌سازی تابع تقاضای انرژی ترکیه، با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات انجام داده، فقط معیار خطای نسبی بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده‌ی انرژی، در دوره‌ی آزمایش مدل‌ها محاسبه شده است؛ نتیجه این که تابع تقاضای درجه‌ی دوم انرژی، با میانگین مطلق درصد خطای (MAPE) برابر با ۰/۰۰۸، به عنوان مدل بهتر در پیش‌بینی تقاضای انرژی ترکیه انتخاب شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، MAPE در تابع تقاضای درجه‌ی دوم انرژی ترکیه، کم‌تر از مقدار مشابه آن در تابع تقاضای درجه‌ی دوم محاسباتی در این مقاله است، دلیل این

امر قدرت بیش‌تر شاخص‌های کلان اقتصادی ترکیه نسبت به ایران، در توصیف خط سیر تقاضای انرژی ترکیه نسبت به ایران است. با وجود این، مقایسه‌ی MAPE محاسبه شده توابع تقاضای انرژی در این مطالعه، با دیگر مطالعات بررسی شده در پیشینه‌ی تحقیق، نشان دهنده قابل قبول بودن توانایی مدل‌های شبیه‌سازی شده در پیش‌بینی تقاضای انرژی ایران است.

هم‌چنین بر اساس هر دو معیار ارزیابی عملکرد پیش‌بینی، توابع تقاضای درجه‌ی دوم شبیه‌سازی شده با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات، عملکرد بهتری را در پیش‌بینی تقاضای انرژی ایران نشان می‌دهند و می‌توان از آن با یک ضریب همبستگی^۱ بالاتر، برای پیش‌بینی تقاضای انرژی ایران استفاده کرد.

۵-۲- پیش‌بینی تقاضای انرژی در آینده

۵-۲-۱- شبیه‌سازی متغیرهای مستقل

به منظور پیش‌بینی تمایل آینده‌ی تقاضای انرژی، ابتدا باید متغیرهای مستقل مدل در آینده پیش‌بینی شوند. برای این منظور شبیه‌سازی متغیرهای مدل را بر اساس متغیر زمان، براساس فرم‌های نمایی و درجه‌ی دوم مدل‌سازی کرده‌ایم. نتایج این شبیه‌سازی-ها به صورت زیر است:

GDP در هر سال:

$$Y = 252/095 + 0/4844x^{2/164} \quad (12)$$

$$R^2 = 0/984$$

$$Y = 262/79 - 3/133x + 0/916x^2 \quad (13)$$

$$R^2 = 0/995$$

جمعیت در هر سال:

$$Y = 538/68 + 10/3x \quad (14)$$

$$R^2 = 0/9998$$

$$Y = 539/87 + 10/1x + 0/012x^2 \quad (15)$$

$$R^2 = 0/9998$$

1- correlation coefficient.

واردات کالاها و خدمات در هر سال:

$$Y = 50/11 + 0/31x^{2/419} \quad (16)$$

$$R^2 = 0/966$$

$$Y = 52/52 - 0/89x + 0/14x^2 \quad (17)$$

$$R^2 = 0/968$$

X به عنوان متغیر توضیحی سری زمانی و مقادیر X در هر سال به شرح زیر است:

$$X = (1370 = 1, 1371 = 2, 1372 = 3, \dots)$$

۵-۲-۲-آزمون مدل‌های شبیه‌سازی شده

برای استفاده از این مدل‌های شبیه‌سازی شده برای تخمین مقادیر متغیرها در آینده، باید ابتدا از غیر تصادفی بودن پسماندهای^۱ مدل‌های شبیه‌سازی شده اطمینان حاصل کرد؛ برای این منظور باید پایایی^۲ جملات پسماند را بررسی شود و می‌توان این طور نتیجه گرفت که در صورت پایایی جملات پسماند توابع شبیه‌سازی شده، به علت بالا R^2 در توابع شبیه‌سازی شده، خط سیر مقادیر تخمینی توسط مدل‌ها، تقریباً منطبق بر خط سیر مقادیر واقعی متغیرهای مستقل است.

۵-۲-۲-۱-آزمون ریشه‌ی واحد^۳

در این تحقیق از آزمون ریشه‌ی واحد دیکی فولر تعمیم یافته^۴ (ADF)، برای بررسی وضعیت پایایی جمله‌های پسماند استفاده شده است. برای انجام آزمون ریشه‌ی واحد ADF بر روی هر متغیر سری زمانی، می‌توان مدل رگرسیونی را براساس فرم‌های (۱۸) تا (۲۱) انجام داد:

$$Y_t = b_1 Y_{t-1} + e_t \quad (18)$$

$$Y_t = a + b_1 Y_{t-1} + e_t \quad (19)$$

$$Y_t = a + b_0 t + b_1 Y_{t-1} + e_t \quad (20)$$

1- Residual.

2- Stationarity.

3- Unit Root Test.

4- Augmented Dickey-Fuller (ADF).

$$Y_t = a + b_0 t + b_1 Y_{t-1} + \sum_{i=1}^n \delta_i Y_{t-i} + e_t \quad (21)$$

مقدار آماره‌ی t مربوط به مدل ۳ بزرگ‌تر از آماره‌ی مربوط به مدل ۲ است (واضح است که آماره‌ی t مربوط به مدل ۲ نیز از آماره‌ی مدل ۱ بیش‌تر است)، بنابراین چون فرآیند تولید داده‌ها ناشناخته است، بهتر است مدل با حداکثر پارامترهای جبری بسازیم. اگر با این مدل عمومی ناپایایی رد نشد پارامترهای جبری را کاهش می‌دهیم و آزمون را با شکل‌های ساده‌تر مدل تکرار می‌کنیم. هر جا فرض صفر رد شود، دیگر نیازی به ادامه‌ی آزمون نیست. سری مورد نظر ناپایا خواهد بود، اگر حتی با مدل ۱ نیز فرض صفر، یعنی وجود ریشه‌ی واحد قابل رد نباشد (توکلی، ۱۳۷۶). باید توجه کرد که مدل ۴ هنگامی که جمله‌ی اخلاص خود همبستگی دارد مورد استفاده قرار می‌گیرد، بدین صورت که در صورت وجود خودهمبستگی، وقفه‌ها را افزایش می‌دهیم تا مشکل حل شود. تعداد وقفه‌های متغیر وابسته، که لازم است برای از بین بردن خودهمبستگی بین جملات اخلاص در رگرسیون لحاظ کرد، توسط ضابطه‌های آکائیک^۱ (AIC)، شوارز-بیزین^۲ (SBC) و حنان-کوئین^۳ (HQC) تعیین می‌شود. با استفاده از نرم افزار Eviews، آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته برای همه‌ی پسماندهای مدل‌ها انجام شده و نتایج خلاصه شده در جدول (۳) آمده است:

جدول ۳- نتایج آزمون ADF بر روی پسماند مدل‌ها (روی سطح)

	GDP		جمعیت		واردات کالا و خدمات	
	فرم نمایی	فرم درجه‌ی دوم	فرم نمایی	فرم درجه‌ی دوم	فرم نمایی	فرم درجه‌ی دوم
آماره برای مدل دارای عرض از مبدا و روند	-۲,۸۵۱	-۳,۰۷۱	-۲,۹۸۲	-۳,۰۶۵	-۲,۷۳۴	-۲,۹۴۴
ارزش بحرانی در سطح ۵ درصد	-۳,۷۳۳	-۳,۷۳۳	-۳,۷۵۹	-۳,۷۵۹	-۳,۷۳۳	-۳,۷۳۳
تعداد وقفه	۰	۰	۱	۱	۱	۰

منبع: نتایج تحقیق

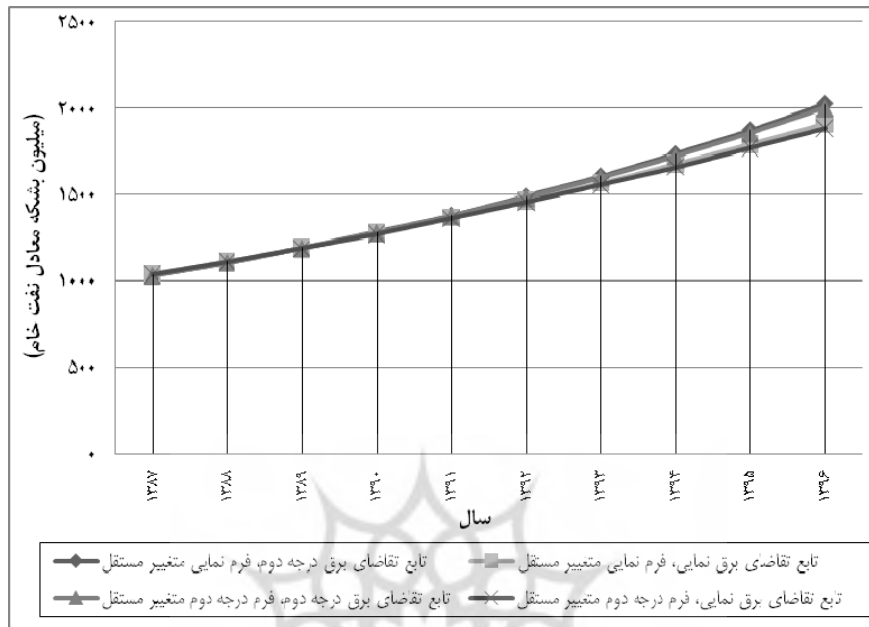
- 1- Akaike.
- 2- Schwarz-bayesian.
- 3- Hannan-Quinn.

پسماندها فرم‌های شبیه‌سازی شده‌ی نمایی و درجه‌ی دوم تمام متغیرها، در سطح پایا هستند؛ به علت این که R^2 فرم‌های نمایی و درجه‌ی دوم هر یک از متغیرها تقریباً برابر هستند، استفاده از فرم نمایی یا درجه‌ی دوم، در نتایج نهایی اختلاف چندانی ایجاد نمی‌کند. پس از اطمینان غیر تصادفی بودن پسماندها، پیش‌بینی تقاضای برق با استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی شده، از سال ۱۳۷۰ تا سال ۱۳۹۶، در جدول (۴) و نمودار (۱) نشان داده شده است:

جدول ۴- پیش‌بینی تقاضای انرژی در ایران تا سال ۱۳۹۶

	تابع تقاضای برق درجه‌ی دوم، فرم نمایی متغیر مستقل	تابع تقاضای برق نمایی، فرم نمایی متغیر مستقل	تابع تقاضای برق درجه‌ی دوم، فرم درجه‌ی دوم متغیر مستقل	تابع تقاضای برق نمایی، فرم درجه‌ی دوم متغیر مستقل
۱۳۸۷	۱۰۲۷,۲۴	۱۰۳۵,۸۲	۱۰۲۷,۲	۱۰۳۳,۸۶
۱۳۸۸	۱۱۰۳,۵۶	۱۱۱۰,۷۸	۱۱۰۳,۰۶	۱۱۰۷,۶
۱۳۸۹	۱۱۸۷,۰۶	۱۱۹۱,۱۱	۱۱۸۵,۷۹	۱۱۸۶,۳۱
۱۳۹۰	۱۲۷۸,۳۱	۱۲۷۶,۹۴	۱۲۷۵,۸۹	۱۲۷۰,۰۹
۱۳۹۱	۱۳۷۷,۹۱	۱۳۶۸,۳۸	۱۳۷۳,۸۵	۱۳۵۹,۰۱
۱۳۹۲	۱۴۸۶,۴۸	۱۴۶۵,۵۵	۱۴۸۰,۲۳	۱۴۵۳,۱۲
۱۳۹۳	۱۶۰۴,۷	۱۵۶۸,۵۷	۱۵۹۵,۵۵	۱۵۵۲,۵
۱۳۹۴	۱۷۳۳,۲۵	۱۶۷۷,۵۶	۱۷۲۰,۴۱	۱۶۵۷,۲۱
۱۳۹۵	۱۸۷۲,۸۶	۱۷۹۲,۶۲	۱۸۵۵,۴	۱۷۶۷,۳۳
۱۳۹۶	۲۰۲۴,۳	۱۹۱۳,۸۸	۲۰۰۱,۱۴	۱۸۸۲,۹۱

منبع: نتایج تحقیق



نمودار ۱- پیش‌بینی تقاضای انرژی در ایران تا سال ۱۳۹۶

منبع: نتایج تحقیق

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این مقاله شبیه‌سازی تقاضای انرژی، با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSOEDS) انجام شده است. دو فرم PSOEDS با استفاده از داده‌های سال‌های ۱۳۶۵ تا ۱۳۸۶ بسط داده شده است. دو سناریوی متفاوت پیشنهاد شده است؛ در ابتدا مدل‌های با استفاده از داده‌های سال‌های ۱۳۶۵ تا ۱۳۸۱ شبیه‌سازی شده‌اند و عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها با استفاده از داده‌های سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۶ مورد آزمایش قرار گرفته است؛ معیار آزمایش، MSE و MAPE بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی تقاضای انرژی در نظر گرفته شده است. نتایج با نتایج مقاله‌ی آنلر (۲۰۰۲) مقایسه شده است؛ نتیجه این‌که، علی‌رغم قدرت بیش‌تر شاخص‌های کلان اقتصادی ترکیه نسبت به ایران، در توصیف خط سیر تقاضای انرژی ترکیه نسبت به ایران، معیارهای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی در دوره‌ی آزمایش مدل‌ها، از مقادیر قابل قبولی برخوردار هستند؛

بنابراین PSOEDS به وسیله‌ی بهینه‌سازی ارزش پارامترها، داده‌ی موجود را به کار می‌برد و می‌تواند برای پیش‌بینی تقاضای آینده انرژی در ایران استفاده شود. تابع تقاضای درجه‌ی دوم با معیارهای عملکرد پیش‌بینی بهتر، به منظور شبیه‌سازی تقاضای انرژی ایران انتخاب شده است. تقاضای انرژی در ایران تا سال ۱۳۹۶، پیش‌بینی شده است. استفاده از PSOEDS به وسیله‌ی ارزیابی مناسب تعیین‌کننده‌ی تقاضای انرژی، توسط دو سناریوی ذکر شده، به توسعه‌ی سیاست‌های مختلف در بخش انرژی کشور کمک می‌کند. هم‌چنین مدل PSOEDS به ارزیابی کارا و مؤثر مدیریت اقتصاد انرژی کمک می‌کند.

فهرست منابع

- بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، حساب‌های ملی ایران، اداره‌ی حساب‌های اقتصادی، ۱۳۸۶.
- بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، نماگرهای اقتصادی، اداره‌ی بررسی‌های اقتصادی، سال‌های مختلف.
- ترازنامه‌ی انرژی سال ۱۳۸۶، معاونت امور برق و انرژی دفتر برنامه‌ریزی کلان برق و انرژی، وزارت نیرو.
- حیدری، ابراهیم. (۱۳۸۴). پیش‌بینی تقاضای انرژی در ایران بر اساس روش تجزیه. فصل‌نامه‌ی تحقیقات اقتصادی. شماره‌ی ۶۹.
- سهیلی، کیومرث. (۱۳۸۶). الگوی تقاضا و تحلیل دینامیک تقاضای انرژی در ایران. فصل‌نامه‌ی پژوهش‌های اقتصادی در ایران. سال هفتم. شماره‌ی ۲.
- Abraham, A., Guo, H., Liu, H., 2006. Swarm intelligence: foundations, perspectives and applications, swarm intelligent systems, Nedra Nedjah, Luiza Mourelle (Eds.), Studies in Computational Intelligence, pp. 3–25.
- Akarca, A.T., Long, T.V., 1980. Notes and comments on the relationship between energy and GDP. A reexamination. Journal of Energy and Development (Spring), 326–331.
- Akay, D., Atak, M., 2007. Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey. Energy 32 (9), 1670–1675.

- Bonebeau, E., Dorigo, M., Theraulaz, G., 1999. *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*. Oxford University Press, Oxford.
- Canyurt, O.E., Ozturk, H.K., 2006. Three different applPSOtions of genetic algorithm (GA) search tecniques on oil demand estimation. *Energy Conversion and Management* 47, 3138–3148.
- Canyurt, O.G., Ozturk, H.K., Hepbasli, A., Utlu, Z., 2006. Genetic algorithm (GA) approaches for the transport energy demand estimation: model development and applPSOtion. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects* 28 (15), 1405–1413.
- Cheng, P.S., Lai, T.W., 1997. An investigation of co-integration and causality between energy consumption and economic activity in Taiwan. *Energy Economics* 19 (4), 435–444.
- Ceylan, H., Ozturk, H.K., 2004. Estimating energy demand of Turkey based on economic indPSOtors using genetic algorithm approach. *Energy Conversion and Management* 45 (15–16), 2525–2537.
- Dorigo, M. and C. Blum, “Ant colony optimization theory: A survey”, *TheoretPSOI Computer Science*, 344 (2005) 243 – 278 [17] *The Hutchinson Dictionary of World History*, Oxford: Helicon Publishing, 1999.
- Ebohan, O.J., 1996. Energy, economic growth and casuality in developing countries: a case study of Tanzania and Nigeria. *Energy Policy* 24, 447–453.
- Gilland, B., 1988. Population, economic growth, and energy demand, 1985–2020. *Population and Development Review* 14 (2), 233–244.
- Haupt, R. L. and S. E. Haupt, *PractPSOI Genetic Algorithms*, Second Edition, New Jersey: John Wiley & Sons, 2004.
- Hwang, D., Gum, B., 1992. The causal relationship between energy and GDP: the case of Taiwan. *Journal of Energy and Development* Spring, 219–226.
- Iniyar, S., Sumathy, K., 2003. The applPSOtion of a Delphi technique in the linear programming optimization of future renewable energy options for India. *Biomass and Bioenergy* 24, 39–50.
- Kennedy, J., Eberhart, R.C., 1995. Particle swarm optimization. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, vol. 4, pp. 1942–1948.
- Kraft, J., Kraft, A., 1978. On the relationship between energy and GDP. *Journal of Energy and Development* 3, 401–403.
- Melanie, M., *An Introduction to Genetic Algorithms*, Massachusetts: MIT Press, 1999.

Renuka, Mahadevan & John Asafu, Adjaye (2007) Energy Consumption, Economic Growth and Prices: A Reassessment using Panel VECM for Developed and Developing countries; Energy Policy, Vol. 35, pp: 2481-2490.

Sims, C.A., 1972. Money, income, and causality. *American Economic Review* 62, 540–552.

Toksari, M.D., 2007. Ant colony optimization approach to estimate energy demand in Turkey. *Energy Policy* 35, 3984–3990.

Unler, A, 2008. Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025. *Energy Policy* 36, 1937–1944

Yu, E.S.H., Been, K.H., 1984. The relationship between energy and GDP: further results. *Energy Economics* 6 (3), 186–190.

Yu, S.H., Choi, J.Y., 1985. The causal relationship between energy and GDP: an international comparison. *Journal of Energy and Development* 10 (2), 249–272.

