

## انتخاب سناریوی مناسب برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی-تجاری با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات

عالیه کاظمی، منصور مومنی و حسام نظری \*

تاریخ وصول: ۱۳۹۳/۶/۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۶/۱۵

### چکیده:

در دهه‌های اخیر، انرژی در کنار سایر عوامل تولید نقش تعیین‌کننده‌ای در رشد اقتصادی کشورها داشته و اهمیت آن همچنان رو به افزایش است. رشد اقتصاد جهان و روند صنعتی شدن موجب افزایش تقاضا و مصرف انرژی شده است. از سوی دیگر از میان بخش‌های مصرف‌کننده انرژی، بخش خانگی-تجاری یکی از پرمصرف‌کننده‌ترین بخش‌های تقاضای انرژی است. بطوری‌که بیش از ۳۴٪ از میزان مصرف انرژی را نسبت به سایر بخش‌ها به خود اختصاص داده است، بنابراین به منظور کنترل عرضه و تقاضای انرژی و برنامه‌ریزی صحیح مصرف انرژی این بخش باید به صورت دقیق پیش‌بینی شود. در این مقاله با استفاده از روند متغیرهای تاثیرگذار بر تقاضای انرژی بخش خانگی-تجاری ایران، وضعیت آتی تقاضای انرژی این بخش در ایران پیش‌بینی شده است. با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات، دو فرم خطی و نمایی از معادلات تقاضای انرژی تحت ۵۴ سناریوی مختلف با ورودی‌های متفاوت مورد بررسی قرار گرفته و از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۹ برای توسعه الگوها و انتخاب سناریوی مناسب استفاده شده است. نتایج نشان داد الگوی نمایی با ورودی‌های ارزش افزوده کل منهای ارزش افزوده بخش نفت، ارزش ساختمان‌های ساخته شده، تعداد کل خانوار و شاخص قیمت مصرف انرژی مناسب‌ترین الگو است. در نهایت با استفاده از الگوی انتخابی، تقاضای انرژی این بخش تا سال ۱۴۱۰ پیش‌بینی شده است.

طبقه‌بندی JEL: C22, C45, C53, C63, Q41

واژه‌های کلیدی: تقاضای انرژی، بخش خانگی-تجاری، الگوریتم انبوه ذرات، پیش‌بینی

\* به ترتیب استادیار و استاد، دانشجوی کارشناسی‌ارشد مدیریت صنعتی دانشکده مدیریت دانشگاه تهران.  
(aliyekazmei@ut.ac.ir)

## ۱- مقدمه

استفاده بهینه از انرژی یکی از عواملی است که می‌تواند در رشد و توسعه پایدار کشورها تاثیر بسزایی داشته باشد. ایران نیز باید در حرکت خود به سمت توسعه از توجه به این مهم غفلت نکند. برای تامین انرژی مورد نیاز کشور تعیین عوامل موثر بر آن ضروری می‌باشد (صادقی و همکاران، ۱۳۸۸). با توجه به اینکه روند تقاضای انرژی و عوامل موثر بر آن از الگویی مبهم و پیچیده پیروی می‌کند، این موضوع سبب توجه سیاست‌گذاران به شناسایی ابزارهای کارآمد جهت استفاده درست از انرژی و همچنین چاره‌اندیشی در ارتباط با منابع انرژی شده است. بنابراین شناسایی ابزاری کارآمد برای تخمین تقاضای انرژی بطور دقیق امری ضروری به شمار می‌آید (ابریشمی و همکاران، ۱۳۸۹). با توجه به موارد فوق‌الذکر و اهمیت تخمین انرژی در بخش خانگی- تجاری که بیش از ۳۴ درصد مصرف انرژی کل کشور را به خود اختصاص داده است (ترازنامه انرژی ایران، ۱۳۹۰)، در تحقیق حاضر با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات، به این سوالات پاسخ داده می‌شود؛ ۱- سناریوی مناسب برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی- تجاری ایران با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات کدام است؟ ۲- تقاضای انرژی بخش خانگی - تجاری تا سال ۱۴۱۰ به صورت سالانه چقدر است؟ نتایج این تحقیق می‌تواند با ارائه الگویی مناسب، تحلیلگران را در اتخاذ سیاست‌هایی مناسب در راستای مصرف بهینه و بهبود الگوی مصرف انرژی یاری دهد.

مطالعه حاضر در شش بخش تنظیم شده است؛ در بخش دوم، پیشینه تحقیق مرور شده است، در بخش سوم، مبانی نظری الگوریتم انبوه ذرات ارائه شده است. در بخش چهارم، سناریوهای مورد بررسی، معرفی شده است. در بخش پنجم، روند مصرف انرژی با استفاده از سناریوهای مختلف پیش‌بینی شده و الگوی مناسب با بررسی خطای داده‌های تست مورد بررسی قرار گرفته است. سپس میزان تقاضای انرژی در بخش خانگی- تجاری تا سال ۱۴۱۰ با استفاده از کاراترین سناریو پیش‌بینی شده است. نهایتاً در بخش ششم نتایج و پیشنهادها ارائه شده است.

## ۲- پیشینه تحقیق

در سال‌های اخیر محققین از روش‌های مختلفی مانند روش‌های اقتصادسنجی و الگوریتم‌های فراابتکاری<sup>۱</sup> برای پیش‌بینی تقاضای انرژی در بخش‌های مختلف مصرف استفاده کرده‌اند. اهداف روش‌های اقتصادسنجی را به طور کلی می‌توان دادن محتوای تجربی به روابط اقتصادی برای آزمون نظریه‌های اقتصادی، پیش‌بینی، تصمیم‌گیری، و ارزیابی پیش‌بینی یک سیاستگذاری یا تصمیم دانست. روش‌های اقتصادسنجی صرفاً در زمانی که برای متغیرهای مدل، مشاهدات تاریخی به اندازه کافی وجود داشته باشد قابل اجرا هستند. در این مدل‌ها با استفاده از داده‌های تاریخی کلی، رفتار گذشته متغیرها برون‌یابی می‌شود و به آینده تسری داده می‌شود. از آنجایی که در روش‌های اقتصادسنجی، رابطه آینده بین متغیرها بر روابط گذشته آنها استوار است بنابراین بکارگیری این روش‌ها مستلزم وجود ثبات در واکنش رفتار اقتصادی است. این الگوها برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت بسیار مناسب می‌باشند و با استفاده از این الگوها می‌توان تعامل بین بخش انرژی و سایر بخش‌های اقتصادی را تجزیه و تحلیل نمود و در مواقعی که روابط حاکم بین متغیرها خطی باشند بهتر عمل می‌کنند (سوگانتھی و ساموئل<sup>۲</sup>، ۲۰۱۲). اما در زمانی که متغیرها از یک روند پرنوسان و غیرخطی پیروی می‌کنند الگوریتم‌های فراابتکاری توفیق بیشتری پیدا می‌کنند، روش‌ها و الگوریتم‌های بهینه‌سازی<sup>۳</sup> به دو دسته الگوریتم‌های دقیق و الگوریتم‌های تقریبی تقسیم‌بندی می‌شوند. الگوریتم‌های دقیق قادر به یافتن جواب بهینه به صورت دقیق هستند اما در مورد مسائل بهینه‌سازی سخت، کارایی ندارند و زمان حل آنها در این مسائل به صورت نمایی افزایش می‌یابد. الگوریتم‌های تقریبی قادر به یافتن جواب‌های خوب (نزدیک به بهینه) در زمان حل کوتاه برای مسائل بهینه‌سازی سخت هستند و به دو دسته الگوریتم‌های ابتکاری و فراابتکاری تقسیم‌بندی می‌شوند. دو مشکل اصلی الگوریتم‌های ابتکاری، فرارگرفتن آنها در بهینه‌های محلی و عدم قابلیت آنها برای کاربرد در مسائل مختلف است. الگوریتم‌های فراابتکاری یا متاهوریستیک‌ها برای حل این مشکلات الگوریتم‌های ابتکاری ارائه شده‌اند. در واقع الگوریتم‌های

<sup>1</sup> Metaheuristic Algorithms

<sup>2</sup> Suganthi and Samuel

<sup>3</sup> Optimization Algorithms

فراابتکاری، یکی از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی تقریبی هستند که دارای سازوکارهای خروج از بهینه‌ی محلی می‌باشند و قابل کاربرد در طیف وسیعی از مسائل هستند (عشقی و کریمی، ۱۳۹۱). با توجه به موضوع پژوهش حاضر در ادامه به تعدادی از مطالعات انجام شده با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری پرداخته می‌شود.

در مطالعه‌ای با استفاده از تکنیک جستجوی هارمونی<sup>۴</sup> و با سه مدل خطی، درجه دو و نمایی به تخمین توابع تقاضای برق بخش خانگی در ایران پرداخته شد (ذوالفقاری و همکاران، ۱۳۸۸). تولید ناخالص داخلی، قیمت برق و درجه دمای هوا متغیرهای در نظر گرفته شده در این تحقیق بودند. نتایج نشان داد که این الگوریتم در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۵</sup> و روش‌های اقتصادسنجی برتری داشته است، همچنین مدل نمایی از دقت بالایی نسبت به سایر مدل‌ها در تخمین و پیش‌بینی تقاضای برق در بخش خانگی برخوردار بوده است.

در سال ۱۳۸۹، با استفاده از توابع خطی و غیرخطی و با ضرایب بدست آمده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات<sup>۶</sup>، به پیش‌بینی و تحلیل مصرف انرژی در بخش صنعت فلز ایران پرداخته شد (شیری و پیلتن). در این مطالعه مصرف برق تابعی از متغیرهای ارزش‌افزوده، تعداد شاغلین، قیمت انرژی‌های جایگزین، قیمت برق و ارزش سرمایه‌گذاری در ماشین‌آلات است. نتایج نشان داد مدل غیرخطی لگاریتمی دارای بهترین جواب بوده است.

در تحقیقی دیگر با استفاده از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک<sup>۷</sup> مصرف انرژی ایران پیش‌بینی شد (میرفخرالدینی و همکاران، ۱۳۹۱). در این مطالعه از داده‌های سالیانه مصرف انرژی کشور به عنوان متغیر خروجی مدل پیش‌بینی و از داده‌های سالیانه جمعیت کل کشور، تولید ناخالص داخلی، صادرات و واردات به عنوان متغیرهای ورودی مدل‌های پیش‌بینی استفاده شده است. نتایج ارزیابی مدل‌ها نشان داد الگوی ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک نسبت به سایر مدل‌ها دارای بالاترین دقت در پیش‌بینی مصرف انرژی کشور است.

<sup>4</sup> Optimization Algorithms

<sup>5</sup> Neural Network Algorithm

<sup>6</sup> Particle Swarm Optimization

<sup>7</sup> Genetic Algorithm

همچنین در سال ۲۰۱۰، با استفاده از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۹۹۷ تا ۱۹۹۸ میزان مصرف کل انرژی کشور چین با استفاده از یک مدل هیبریدی شبکه عصبی و خاکستری<sup>۸</sup> تا سال ۲۰۰۸ پیش‌بینی شد (سو و وانگ) و با توجه به نتایج دریافتند که روش ترکیبی در تخمین مقادیر شبیه‌سازی شده نسبت به مقدار واقعی به خوبی عمل کرده است.

در همین سال در مطالعه‌ای که توسط کانپورت و همکاران<sup>۹</sup> انجام شد، با استفاده از الگوریتم ژنتیک و با دو رویکرد نمایی و درجه دوم به تخمین تقاضای انرژی کشور ترکیه پرداخته شد و به این نتیجه رسیدند که فرم درجه دوم مدل الگوریتم ژنتیک فرم مناسب‌تری است.

در سال ۲۰۱۱، با استفاده از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۹۹۰ تا ۲۰۰۷، میزان انرژی کشور چین با استفاده از یک مدل هیبریدی خاکستری و الگوریتم ژنتیک پیش‌بینی و این نتیجه حاصل شد که روش ترکیبی در تخمین مقادیر شبیه‌سازی شده با مقادیر واقعی به خوبی عمل می‌کند (لی و تونگ).

در سال ۲۰۱۱، در تحقیقی که توسط بهرنگ و همکاران انجام شد، با استفاده از الگوریتم زنبورها<sup>۱۰</sup>، تقاضای انرژی کشور پیش‌بینی شد. متغیرهای در نظر گرفته شده جمعیت، تولید ناخالص داخلی، صادرات و واردات بودند. از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۶۰ تا ۱۳۷۹ استفاده شده و تقاضای کل انرژی کشور تا سال ۱۴۰۹ پیش‌بینی شد. همچنین در مطالعه‌ای دیگر که توسط همین نویسندگان انجام شد، با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی<sup>۱۱</sup>، میزان کل مصرف نفت کشور را در قالب سه مدل مختلف با ورودی متفاوت پیش‌بینی شد. ورودی‌های مدل اول جمعیت، تولید ناخالص داخلی، صادرات و واردات، ورودی‌های مدل دوم جمعیت، تولید ناخالص داخلی، صادرات و وسایل نقلیه سبک و ورودی‌های مدل سوم جمعیت، تولید ناخالص داخلی، صادرات و وسایل نقلیه سنگین بودند. از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۶۰ تا ۱۳۷۹ استفاده و تقاضای انرژی کل کشور تا سال ۱۴۰۹ پیش‌بینی شده است. نتایج نشان داد مدل اول نتایج بهتری داشته است.

<sup>8</sup> Grey Model

<sup>9</sup> Canyurt

<sup>10</sup> Bees Algorithm

<sup>11</sup> Gravitational Search Algorithm

در سال ۲۰۱۲ با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی، تقاضای انرژی بخش حمل و نقل ایران تا سال ۲۰۲۰ تخمین شده شد (کاوه و همکاران). در این مطالعه متغیرهای جمعیت، تولید ناخالص داخلی و تعداد وسایل نقلیه ورودی مدل‌های خطی و نمایی بودند؛ از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۸ برای آموزش و تست مدل‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد مدل نمایی بهتر عمل کرده است.

در مطالعه‌ای دیگر با استفاده از یک روش ترکیبی و با دو الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات و کلونی مورچه‌ها<sup>۱۲</sup>، تقاضای سالانه انرژی کشور ترکیه پیش‌بینی شد (کیرن و همکاران، ۲۰۱۲). تولید ناخالص داخلی، جمعیت، صادرات و واردات را به عنوان ورودی مدل‌های خطی و درجه دوم در نظر گرفته شدند و با توجه به نتایج فرم درجه دوم در سناریوهای مختلف فرم مناسب‌تری بوده است.

در مقاله نوشته یو و همکاران<sup>۱۳</sup> در سال ۲۰۱۲، با ترکیب دو الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی انبوه ذرات، تقاضای انرژی اولیه چین تخمین زده شد. در این تحقیق متغیرهای تولید ناخالص داخلی، جمعیت، سهم صنعت در نرخ رشد تولید ناخالص داخلی، نرخ رشد سهم زغال‌سنگ، نرخ شهرنشینی و مصرف انرژی ساختمان در نظر گرفته شدند. از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۹۹۰ تا ۲۰۰۹ استفاده شده و تقاضای انرژی اولیه چین تا سال ۲۰۲۰ پیش‌بینی شده است. نتایج نشان دهنده برتری روش پیشنهادی نسبت به روش‌های بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک، انبوه ذرات، کلونی مورچگان و رگرسیون خطی چندگانه بود.

در مطالعه‌ای که توسط بهرامی و همکاران (۲۰۱۴) انجام شد، با استفاده از یک روش ترکیبی و با دو الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات و شبکه عصبی تقاضای کوتاه مدت میزان بار الکتریکی در ایران و آمریکا را پیش‌بینی شد. آن‌ها متغیرهای اطلاعات آب و هوا از جمله میانگین درجه حرارت، میانگین رطوبت نسبی، میانگین سرعت باد و اطلاعات مربوط به مصرف گذشته بار الکتریکی را به عنوان ورودی‌های مدل در نظر گرفتند و با توجه به نتایج دریافتند، مدل ترکیبی نشان از بهبود در پیش‌بینی میزان بار الکتریکی داشته است.

در مطالعه‌ای با استفاده از دو الگوریتم شبکه عصبی و بهینه‌سازی انبوه ذرات، تقاضای بلندمدت بار الکتریکی در ایران و آمریکا پیش‌بینی شد (اردکانی و اردهالی،

<sup>12</sup> Ant Colony Algorithm

<sup>13</sup> Yu

۲۰۱۴). ورودی‌های مدل تولید ناخالص داخلی، واردات انرژی، صادرات انرژی و جمعیت بودند و میزان انرژی دو کشور تا سال ۲۰۳۰ پیش‌بینی شد. مرور تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد الگوریتم‌های فراابتکاری برای پیش‌بینی تقاضای انرژی به خوبی عمل می‌کنند، در تحقیق حاضر از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات برای انتخاب مناسب‌ترین سناریو جهت پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی - تجاری کشور استفاده می‌شود.

### ۳- مبانی نظری الگوریتم انبوه ذرات

الگوریتم انبوه ذرات یک الگوریتم تکاملی<sup>۱۴</sup> جهت بهینه‌سازی توابع غیرخطی است که بر مبنای رفتار اجتماعی پرندگان ارائه شده است. این الگوریتم در سال ۱۹۹۵ توسط کندی و ابرهات<sup>۱۵</sup> مطرح شد. عملکرد الگوریتم انبوه ذرات نیز به این گونه است که دسته ای از ذرات (به عنوان متغیرهای مسأله بهینه‌سازی) در محیط جستجو پخش می‌شوند. واضح است که بعضی از ذرات، موقعیت بهتری نسبت به ذرات دیگر خواهند داشت. در نتیجه، بر طبق رفتار ذرات هجومی بقیه ذرات سعی می‌کنند موقعیت خود را به موقعیت ذرات برتر برسانند؛ در عین حال که موقعیت ذرات برتر نیز در حال تغییر می‌باشد. در این روش، تغییر موقعیت هر ذره بر اساس تجربه خود در حرکات قبلی و تجربه ذرات همسایه صورت می‌گیرد. در واقع، هر ذره از برتری یا عدم برتری خود نسبت به ذرات همسایه و همچنین نسبت به کل گروه آگاه است (میککی و کیشک<sup>۱۶</sup>، ۲۰۰۸).

در مدل کاربردی، ذرات در فضای جستجو حرکت می‌کنند. ذره (i) بوسیله مکانش (Xi) و بردار تغییرات مکانی آن سرعت (vi) شناخته می‌شود. در هر تکرار جابجایی ذره با معادله (۱) توصیف می‌شود:

$$x_i t = x_i t - 1 + v_i(t - 1) \quad (1)$$

که t معرف شماره تکرار جاری است.

هر ذره برای اعمال تغییری مناسب در مکان و سرعت خود از اطلاعات زیر استفاده می‌کند :

<sup>14</sup> Evolutionary Process

<sup>15</sup> Kenedy and Aberhat

<sup>16</sup> Mikki and Kishk

۱- بهترین موقعیت عمومی (gbest) که برای همه شناخته شده است و هنگامی که هر ذره بهترین مکان جدیدی را شناسایی کند، بلافاصله برای بقیه ذرات اطلاعات مربوط را بروز رسانی می‌کند.

۲- بهترین موقعیت محلی (pbest) که بهترین راه حلی است که ذره تاکنون تجربه کرده است.

همه ذرات شروع به تاثیرپذیری از بهترین موقعیت عمومی می‌کنند تا سرانجام به آن نزدیک شوند. ذرات در فضای جستجو در نزدیکی بهترین موقعیت عمومی سیر می‌کنند و بقیه فضا را کاوش نمی‌کنند، به این پدیده همگرایی گفته می‌شود. رابطه (۲) نشان می‌دهد بردار سرعت از جمع برداری سرعت اولیه (gbest) و (pbest) بدست می‌آید.

$$v_i(t) = wv_i(t-1) + c_1 \text{rand} \cdot (pbest - x_i(t-1)) + c_2 \text{rand} \cdot (gbest - x_i(t-1)) \quad (2)$$

پارامترهای  $c_1$  و  $c_2$  بیانگر میزان تبعیت از هوش فردی یا جمعی هستند. هر قدر  $c_1$  افزایش یابد سهم مولفه pbest در رابطه سرعت افزایش یافته و ذره تمایل بیشتری دارد مسیرش را با استفاده از تجربیات خودش تعیین کند. برعکس با افزایش  $c_2$  تمایل ذره به تبعیت از گروه افزایش می‌یابد. برای جلوگیری از انفجار سرعت ذرات و از طرف دیگر همگرایی، ضریب اینرسی ( $w$ ) که عددی در بازه صفر و یک مطابق با معادله (۳) اعمال می‌شود. با اینکار سرعت ذره رفته رفته کاهش پیدا کرده تا در نزدیکی بهترین موقعیت عمومی به صفر برسند. ضرایب rand اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر و یک هستند که باعث می‌شوند ذره مسیر پیشروی خود را بجای طی مستقیم، کنکاش کند (میکي و کیشک، ۲۰۰۸).

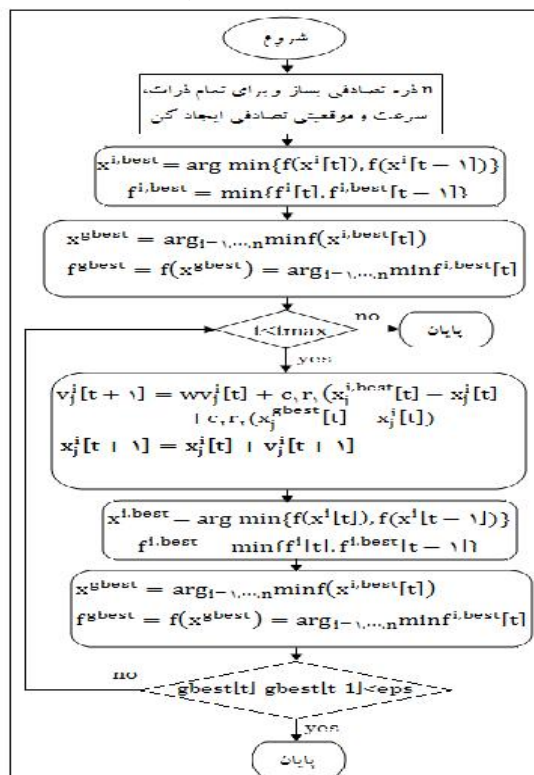
$$w = \frac{(2 * \text{maxiter} - \text{iter})}{3 * \text{maxiter}} \quad (3)$$

درحالی که maxiter حداکثر تعداد تکرارها و iter شمارنده تکرار جاری است.

شکل (۱) عملکرد الگوریتم انبوه ذرات را نشان می‌دهد.



شکل ۱: عملکرد الگوریتم انبوه ذرات



#### ۴- توسعه سناریوهای مختلف برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی- تجاری

همانگونه که ذکر شد در این تحقیق سناریوهای مختلف با ورودی‌های متفاوت مورد بررسی قرار گرفته و مناسب‌ترین سناریو انتخاب می‌شود. با بررسی تحقیقات مختلف و کسب نظر خبرگان، متغیرهای الگوهای مختلف شامل متغیرهای ورودی و متغیر خروجی به صورت ذیل انتخاب شده‌اند (کاظمی و شکوری، ۲۰۱۱).

##### ۴-۱- متغیر خروجی

مصرف سالیانه انرژی در بخش خانگی- تجاری به عنوان متغیر خروجی الگو در نظر گرفته شده است.

#### ۴-۲- متغیرهای ورودی

##### ۴-۲-۱- ارزش افزوده

ارزش افزوده چهار بخش اقتصادی نفت، صنعت + معدن، تجارت و کشاورزی است که می‌تواند نشان دهنده یک شاخص سنجش مناسب برای رفاه درآمدی فرد یا خانوار باشد. با توجه به اینکه در بخش نفت درآمد، تاثیر مستقیم بر میزان مصرف ندارد؛ از این رو ارزش افزوده به دو بخش نفت و غیرنفت تقسیم شده است. بنابراین متغیرهای این بخش بصورت زیر خواهند بود. واحد اندازه‌گیری هر متغیر مشخص شده است و حروف اختصاری نشان دهنده آن نیز داخل پرانتز آمده است.

✓ ارزش افزوده کل بخش‌های اقتصادی ( ارزش افزوده کل) (VAT) (۱۰۳\*  
میلیارد ریال)

✓ ارزش افزوده کل منهای ارزش افزوده بخش نفت (VAN) (۱۰۳\*  
میلیارد ریال)

✓ درآمد ملی (YNI) (۱۰۳\*  
میلیارد ریال)

##### ۴-۲-۲- ساختمان

سرمایه‌گذاری‌های صورت گرفته برای ساختمان و یا ارزش ساختمان‌های ساخته شده نشان می‌دهد سالانه چه تعداد ساختمان اضافه می‌شوند و در واقع چه مقدار انرژی برای سیستم‌های سرمایشی، گرمایشی و تهویه مطبوع مورد نیاز است. بنابراین متغیرهای این بخش شامل دو دسته زیر در نظر گرفته شده‌اند:

✓ تشکیل سرمایه ثابت ناخالص ساختمان (INVC) (۱۰۳\*  
میلیارد ریال)

✓ ارزش ساختمان‌های ساخته شده (BLD) (۱۰۳\*  
میلیارد ریال)

##### ۴-۲-۳- جمعیت و نیروی کار

مسلماً جمعیت نقش مهمی در مصرف انرژی بخش خانگی- تجاری دارد؛ همچنین نیروی کار به عنوان بخشی از جمعیت که خارج از خانه هستند بر مصرف انرژی بخش خانگی-تجاری تاثیرگذارند. از این جهت متغیرهای اثرگذار در این بخش به صورت زیر دسته بندی می‌شوند:

✓ جمعیت (PO) (میلیون)

✓ تعدا کل خانوار (HNT) (میلیون)

✓ کل نیروی کار (LT) (میلیون)

#### ۴-۲-۴- قیمت

متغیرهای زیر در این بخش مورد توجه قرار گرفته‌اند:

✓ شاخص قیمت انرژی مصرف‌کننده (PFC)

✓ شاخص قیمت انرژی تعدیل شده توسط شاخص عمومی قیمت (PFPG)

✓ شاخص قیمت لوازم برقی و سوخت (PAPL)

قابل ذکر است از آنجایی که جایگزین کردن حامل‌های انرژی در بخش خانگی - تجاری امکان‌پذیر نیست؛ ممکن است مصرف‌کننده با افزایش قیمت نیز مصرف خود را کاهش ندهد؛ در واقع مصرف‌کننده میزان مصرف را با توجه به قیمت سوخت‌های مختلف و نه با توجه به قیمت قبلی آن مشخص می‌کند، بنابراین متغیر شاخص قیمت انرژی تعدیل شده توسط شاخص عمومی قیمت نیز در نظر گرفته شده است.

هر کدام از شاخص‌های ذکر شده برای متغیرهای ورودی می‌تواند به عنوان یک متغیر ورودی در نظر گرفته شود. به عنوان مثال ارزش افزوده کل بخش‌های اقتصادی، ارزش افزوده کل منهای ارزش افزوده بخش نفت و درآمد ملی هر کدام می‌توانند به عنوان یک متغیر ورودی در نظر گرفته شوند؛ سناریوهای مختلف هر کدام از این متغیرها را به عنوان متغیر ورودی در نظر گرفته و با بررسی داده‌های تست نهایتاً مناسب‌ترین سناریو انتخاب می‌شود. با توجه به ۱۱ متغیر ورودی، ۵۴ الگو چهارتایی از ترکیب آنها به صورت سناریوهای مختلف حاصل می‌شود، این الگوها در جدول (۱) نشان داده شده است.

سپس هر کدام از الگوها در دو حالت خطی مطابق با رابطه (۴) و نمایی مطابق با رابطه (۵) در نظر گرفته شد بنابراین ۱۰۸ سناریو مورد بررسی قرار گرفت.

$$X_1 t = \frac{\sum_{i=1}^{i=5} 1,i t \ 1,i}{i=1} \quad (4)$$

$$X_4 t = \frac{\sum_{i=1}^{i=5} 4,i t \ 4,i}{i=1}$$

$$y_t = c_1 x_{1t} + \dots + c_4 x_{4t}$$

$$y_t = c_1 (x_{1t})^1 + \dots + c_4 (x_{1t})^4 \quad (5)$$

در اینجا  $c, \alpha, \beta, \gamma$  ضرایب بدست آمده از الگوریتم ژنتیک است،  $x(t)$  معرف متغیر ورودی الگو براساس زمان و  $y(t)$  معرف خروجی الگو است که میزان مصرف انرژی در بخش خانگی - تجاری بر اساس میلیون بشکه معادل نفت خام را نشان می‌دهد.

جدول ۱: الگوهای استخراج شده از ترکیب متغیرها

ورودی‌های الگو				الگو	ورودی‌های الگو				الگو
VAT	INVC	HNT	PAPL	۲۸	VAN	BLD	HNT	PAPL	۱
VAT	INVC	HNT	PFC	۲۹	VAN	BLD	HNT	PFC	۲
VAT	INVC	HNT	PFPG	۳۰	VAN	BLD	HNT	PFPG	۳
VAT	INVC	PO	PAPL	۳۱	VAN	BLD	PO	PAPL	۴
VAT	INVC	PO	PFC	۳۲	VAN	BLD	PO	PFC	۵
VAT	INVC	PO	PFPG	۳۳	VAN	BLD	PO	PFPG	۶
VAT	INVC	LT	PAPL	۳۴	VAN	BLD	LT	PAPL	۷
VAT	INVC	LT	PFC	۳۵	VAN	BLD	LT	PFC	۸
VAT	INVC	LT	PFPG	۳۶	VAN	BLD	LT	PFPG	۹
YNI	BLD	HNT	PAPL	۳۷	VAN	INVC	HNT	PAPL	۱۰
YNI	BLD	HNT	PFC	۳۸	VAN	INVC	HNT	PFC	۱۱
YNI	BLD	HNT	PFPG	۳۹	VAN	INVC	HNT	PFPG	۱۲
YNI	BLD	PO	PAPL	۴۰	VAN	INVC	PO	PAPL	۱۳
YNI	BLD	PO	PFC	۴۱	VAN	INVC	PO	PFC	۱۴
YNI	BLD	PO	PFPG	۴۲	VAN	INVC	PO	PFPG	۱۵
YNI	BLD	LT	PAPL	۴۳	VAN	INVC	LT	PAPL	۱۶
YNI	BLD	LT	PFC	۴۴	VAN	INVC	LT	PFC	۱۷
YNI	BLD	LT	PFPG	۴۵	VAN	INVC	LT	PFPG	۱۸
YNI	INVC	HNT	PAPL	۴۶	VAT	BLD	HNT	PAPL	۱۹
YNI	INVC	HNT	PFC	۴۷	VAT	BLD	HNT	PFC	۲۰
YNI	INVC	HNT	PFPG	۴۸	VAT	BLD	HNT	PFPG	۲۱
YNI	INVC	PO	PAPL	۴۹	VAT	BLD	PO	PAPL	۲۲
YNI	INVC	PO	PFC	۵۰	VAT	BLD	PO	PFC	۲۳
YNI	INVC	PO	PFPG	۵۱	VAT	BLD	PO	PFPG	۲۴
YNI	INVC	LT	PAPL	۵۲	VAT	BLD	LT	PAPL	۲۵
YNI	INVC	LT	PFC	۵۳	VAT	BLD	LT	PFC	۲۶
YNI	INVC	LT	PFPG	۵۴	VAT	BLD	LT	PFPG	۲۷

هر کدام از این ۱۰۸ الگو با استفاده از الگوریتم ژنتیک طراحی و اعتبار الگوها با استفاده از دو معیار برازش مجذور میانگین مربعات خطا و درصد میانگین قدرمطلق خطا مطابق با روابط (۶) و (۷) بررسی می‌شود.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_{actual} - y_{estimated})^2}{n}} \quad (۶)$$

$$MAEP = \frac{\sum \left| \frac{y_{actual} - y_{estimated}}{y_{actual}} \right|}{n} \cdot 100 \quad (۷)$$

در اینجا  $Y(estimated)$  مقدار شبیه‌سازی شده می‌باشد. داده‌های در نظر گرفته شده در این تحقیق که از گزارشات سالیانه بانک مرکزی، وزارت نفت و وزارت نیرو استخراج شده است، به دو دسته داده‌های آموزش (۱۳۴۶-۱۳۸۶) و داده‌های تست (۱۳۸۷-۱۳۸۹) تقسیم شده‌اند. به منظور انجام محاسبات با استفاده از الگوریتم ژنتیک ابتدا داده‌ها به صورت داده‌های نرمال بین صفر و یک تبدیل می‌شوند. برای این کار از رابطه (۸) استفاده شده است.

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (۸)$$

در اینجا  $Z$  تابع توزیع نرمال،  $X$  مقدار متغیر،  $\mu$  معرف میانگین داده‌های مربوط به متغیرها و  $\sigma$  معرف انحراف معیار داده‌ها است.

با توجه به اینکه هدف پیش‌بینی انرژی بخش خانگی-تجاری است، تابع شایستگی با تاثیر گرفتن از زمان بصورت رابطه (۹) توسعه داده شده است تا بتوان نمودار شبیه‌سازی شده را با تاثیرگیری از زمان به نمودار واقعی همگرا کرد.

$$\min f(t) = \frac{t}{n} |\text{sim}(t) - RE(t)| \quad (۹)$$

در اینجا  $t$  معرف زمان،  $n$  تعداد متغیرها،  $\text{sim}(t)$  مقدار شبیه‌سازی شده و  $RE$  مقدار واقعی داده‌ها می‌باشد.

برای برآورد ضرائب بهینه الگوهای (۴) و (۵) با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات، از نرم‌افزار Matlab ۲۰۱۳ استفاده شده است. پارامترهای الگوریتم انبوه ذرات مطابق با جدول (۲) انتخاب شده است:

جدول ۲: پارامترهای الگوریتم انبوه ذرات

ذره (m)	ضریب اینرسی (w)	c0	c1=c2
۴۰	۰/۱	۱*random	۲

### ۵- انتخاب مناسب‌ترین الگو و پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی - تجاری

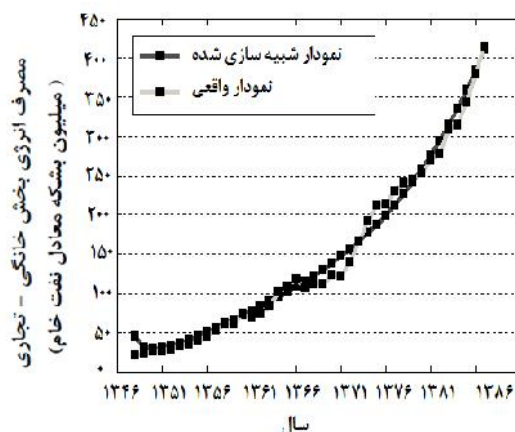
پس از توسعه سناریوهای مختلف و با ۱۰۰ مرتبه شبیه‌سازی، با بررسی داده‌های تست، دو الگوی زیر به عنوان بهترین الگوها در حالت خطی و نمایی از میان ۱۰۸ الگو انتخاب شدند:

$$ER = 4.070725 \text{ van} - 2.635346 \text{ bld} + 4.623715 \text{ hnt} + 3.327444 \text{ pfc} + 0.0382 \quad (10)$$

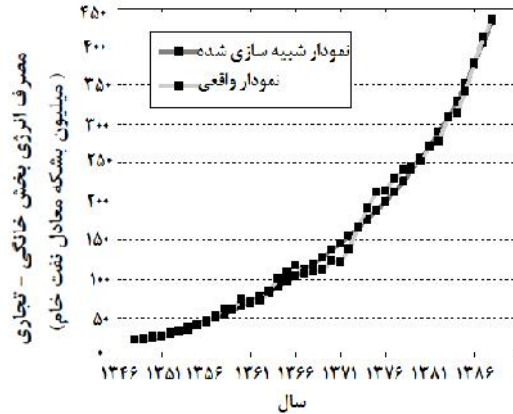
$$ER = -4.0584 \text{ van}^{1.3555} - 3.9628 \text{ bld}^{-2.1842} + 2.09336(\text{hnt})^{7.34966} + 9.4801(\text{pfc})^{1.6271} - 0.0041 \quad (11)$$

در اینجا ER، مصرف انرژی بخش خانگی- تجاری، VAT ارزش افزوده کل بخش‌های اقتصادی، INVC تشکیل سرمایه ثابت ناخالص ساختمان، LT کل نیروی کار، PFC شاخص قیمت مصرف انرژی، VAN ارزش افزوده کل منهای ارزش افزوده بخش نفت، BLD ارزش ساختمان‌های ساخته شده و HNT تعدا کل خانوار می‌باشد. شکل‌های (۲) و (۳) نمودار بهترین حالات شبیه‌سازی شده با دو معادله فوق را نشان می‌دهند.

شکل ۲: بهترین الگو بدست آمده در حالت نمایی با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات



شکل ۳: بهترین الگو بدست آمده در حالت خطی با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات



پس از تخمین ضرائب مربوط به هر یک از الگوهای مورد بررسی، با توجه به این نکته که داده‌ها به اعداد نرمال بین صفر و یک تبدیل شده‌اند، ابتدا مقادیر برآورد شده به مقادیر واقعی تبدیل می‌شوند و سپس با استفاده از مقادیر واقعی، کارایی هر یک از الگوها در شبیه‌سازی روند تقاضای انرژی مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. برای تبدیل مقادیر نرمال برآورد شده به مقادیر واقعی از تابع (۵) استفاده شده است.

$$z = \sigma \frac{x - \mu}{\delta} + \mu \quad (12)$$

برای انتخاب بهترین الگو، داده‌های تست مطابق با روابط ۶ و ۷ مورد بررسی قرار گرفت. نتایج در جدول (۳) ارائه شده است.

جدول ۳: نتایج ارزیابی پیش‌بینی داده‌های تست با مقادیر شبیه‌سازی شده (واحد: میلیون بشکه معادل نفت خام)

درصد میانگین قدرمطلق خطا	میانگین مجذور مربعات خطا	سال				
		۱۳۸۹	۱۳۸۸	۱۳۸۷	۱۳۸۶	
		۴۲۴/۱	۴۳۱/۹	۴۱۷/۴	۴۳۴/۷	مقادیر واقعی
۲/۶۸	۱۲/۸۲	۴۴۰/۵	۴۴۶/۹	۴۳۰/۱	۴۳۳/۲	پیش‌بینی الگوی خطی الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات
۱/۳۳	۶/۴۹	۴۱۸/۹	۴۴۲/۵	۴۱۵/۴	۴۳۹/۷	پیش‌بینی الگوی نمایی الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات

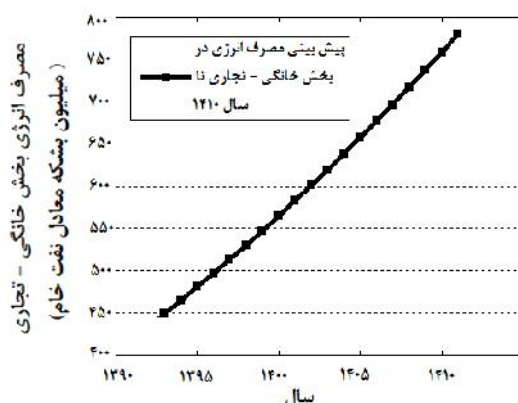
مأخذ: محاسبات تحقیق

نتایج نشان می‌دهد بهترین سناریو برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی- تجاری کشور الگوی نمایی شبیه‌سازی شده با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات است.

#### ۵-۱- پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی - تجاری تا سال ۱۴۱۰

با توجه به اینکه الگوی نمایی مطابق با رابطه (۱۱) به عنوان بهترین سناریو انتخاب شد، پیش‌بینی تقاضای بخش خانگی- تجاری تا سال ۱۴۱۰ با استفاده از این الگو مطابق با شکل (۴) انجام شده است. همانطور که شکل ۱۱ نشان می‌دهد روند تقاضای انرژی بخش خانگی- تجاری تا سال ۱۴۱۰ صعودی بوده و به حدود ۷۷۹/۹۸ میلیون بشکه معادل نفت خام می‌رسد.

شکل ۴: پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی - تجاری تا سال ۱۴۱۰



#### ۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مطالعه سناریوهای مختلف با ورودی‌های متفاوت برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی- تجاری در دو حالت خطی و نمایی توسعه داده شد. بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد در بین دو الگوی خطی و نمایی در نظر گرفته شده در سناریوهای مختلف، الگوی نمایی در برآزش داده‌ها بهتر عمل می‌کند و پارامترهای توانی الگو به آن انعطاف‌پذیری بالایی می‌دهند. از طرف دیگر تابع شایستگی به کار گرفته شده در این مطالعه از قدرت بالایی برای کم کردن اختلاف مقدار واقعی با مقدار شبیه‌سازی برخوردار است. الگوی نمایی با ورودی‌های زیر به عنوان مناسب‌ترین الگو انتخاب شد:



۱- ارزش افزوده کل منهای ارزش افزوده بخش نفت

۲- ارزش ساختمان‌های ساخته شده

۳- تعدا کل خانوار

۴- شاخص قیمت مصرف انرژی

با استفاده از الگوی مذکور میزان تقاضای انرژی بخش خانگی- تجاری تا سال ۱۴۱۰ پیش‌بینی شد.

پیشنهاد می‌شود با استفاده از روش ارائه شده در این تحقیق تقاضای انرژی سایر بخش‌های مصرف پیش‌بینی شود. همچنین می‌توان از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری برای پیش‌بینی تقاضای انرژی بخش خانگی- تجاری استفاده نموده و نتایج را با روش مورد استفاده در این تحقیق مورد مقایسه قرار داد.

با توجه به اینکه داده‌های این مطالعه در برگیرنده سال‌های مربوط به جنگ، زمستان سرد و حذف یارانه‌ها می‌باشد، پیشنهاد می‌شود از یک متغیر موهومی جهت کمتر کردن خطا استفاده شود.

همچنین با توجه به تقاضای بالای انرژی در بخش خانگی- تجاری طی سال‌های آتی، لازم است برنامه‌ریزی‌های جامعی در خصوص کاهش مصرف انرژی در این بخش انجام گیرد.

## فهرست منابع:

ابریشمی، حمید، حجت اله غنیمی فرد، مهدی احراری و منیره رضایی. (۱۳۸۹). پیش‌بینی قیمت گازوئیل خلیج فارس مبتنی بر تحلیل تکنیکی و شبکه‌های عصبی. فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، ۷(۲۴):۱۹۲-۱۷۱.

دفتر برنامه‌ریزی کلان برق و انرژی. (۱۳۹۲). ترازنامه انرژی سال ۱۳۹۰.

ذوالفقاری، مهدی، حسین صادقی، محمود حقانی و حسین فلاحی. (۱۳۸۸). تخمین تابع تقاضای برق در بخش خانگی با استفاده از جستجوی هارمونی. کنفرانس ملی مهندسی و مدیریت زیر ساخت‌ها، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران، ۵-۷ آبان ماه.

شیری، هیوا و مهدی پیلتن. (۱۳۸۹). برآورد تقاضای انرژی در بخش صنعت فلز ایران با استفاده از الگوریتم گروه ذرات. هفتمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی اصفهان.

صادقی، حسین، مهدی ذوالفقاری. (۱۳۸۸). تخمین تابع تقاضای بنزین در بخش حمل و نقل با استفاده از الگوریتم ژنتیک. فصلنامه مطالعات انرژی، ۶(۲۱): ۱-۲۷.

عشقی، کورش و مهدی کریمی. (۱۳۹۱). بهینه‌سازی ترکیبی و الگوریتم‌های فراابتکاری، تهران: انتشارات آذرین مهر.

میرفخرالدینی، سیدحیدر، حمید بابایی میبدی، علی مروتی شریف آبادی. (۱۳۹۱). پیش‌بینی مصرف انرژی ایران با استفاده از الگو ترکیبی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با الگوهای سنتی. پژوهش‌های مدیریت در ایران، ۱۷(۲): ۱۹۶-۲۲۲.

Ardakani, F. & Ardehali, M. (2014). Long-term Electrical Energy Consumption Forecasting for Developing and Developed Economies Based on different Optimized Models and Historical Data Types. *Energy*, 65:452-461.

Bahrami, S., Hooshmand. R. A. & Parastegari. M. (2014). Short Term Electric Load Forecasting by Wavelet Transform and Grey Model Improved by PSO (Particle Swarm Optimization) Algorithm. *Energy*. 72:434-442.

Behrang, M., Assareh. E. , Assari. M. & Ghanbarzadeh. (2011). A. Total Energy Demand Estimation in Iran using Bees Algorithm. Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy, 6(3): 294-303.

Behrang, M., Assareh. E., Ghalambaz. M., Assari, M. & Noghrehabadi. (2011). A. Forecasting Future Oil Demand in Iran Using GSA (Gravitational Search Algorithm). Energy, 36(9): 5649-5654.

Ersel Canyurt, O., Ceylan. H, Kemal Ozturk. H. & Hepbasli. (2004). A. Energy Demand Estimation Based on Two-Different Genetic Algorithm Approaches. Energy Sources, 26(14): 1313-1320.

Kaveh, A., Shamsapour. N., Sheikholeslami. R. & Mashhadian. (2012). M. Forecasting Transport Energy Demand in Iran Using Meta-Heuristic Algorithms. Int J Optim Civil Eng, 2(4): 533-544.

Kıran, MS., Özceylan. E., Gunduz. M. & Paksoy. ( 2012). T. A Novel Hybrid Approach Based on Particle Swarm Optimization and Ant colony Algorithm to Forecast Energy Demand of Turkey. Energy Conversion and Management, 53(1):75-83.

Lee, Y-S. & Tong. L-I. ( 2011). Forecasting Energy Consumption Using a Grey Model Improved by Incorporating Genetic Programming. Energy Conversion and Management, 52(1): 147-152.

Mikki, S.M. & A.A. Kishk. (2008). Particle Swarm Optimization: a Physics-Based Approach. Synthesis Lectures on Computational Electromagnetics, 3(1): p. 1-103.

Shakouri, GH. & Kazemi. (2011). A. Energy Demand Forecast of Residential and Commercial Sectors: Iran Case Study, Proceedings of the 41st International Conference on Computers & Industrial Engineering 23-25 October, Los Angeles, California, USA..

Suganthi, L. & Samuel. A.A. (2012). Energy Models for Demand Forecasting-A Review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 16(2): p. 1223-1240.

Suo, R. & Wang, F. (2010). The Application of Combination Forecasting Model in Chinese Energy Consumption. Mathematics in Practice and Theory, 40(18): 80-85.

Yu, S., Zhu. K. & Zhang. X. ( 2012). Demand Projection of China Using a Path-Coefficient Analysis and PSO-GA Approach. Energy Conversion and Management, 53(1): 142-153.

