پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی
با استفاده از الگوریتم ترکیبیِ عصبی– فازی و انبوه ذرات

حسین صادقی[۱] علی‌اکبر افضلیان[۲] محمود حقانی[۳]
حسین سهرابی‌وفا[۴]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۰۳/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۱۱/۰۸

چکیده:
با توجه به عدم امکان ذخیره انرژی‌الکتریکی، شناسایی عوامل‌موثر بر تقاضای این حامل انرژی و پیش‌بینی دقیق روند آتی آن، ضرورت دارد. تاکنون روش‌های مختلفی در این زمینه مورد استفاده قرار گرفته است که در میان آن‌ها روش‌های هوشمند و به‌ویژه روش‌های فازی، دارای قابلیت‌های بیشتری هستند. در مطالعه حاضر از سیستم استنتاج عصبی- فازی ترکیب شده با الگوریتم انبوه‌ذرات (PSO^5-$ANFIS^6$) استفاده شده و پس ازشبیه‌سازی روند تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی طی دورهٔ ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۹ و بررسی کارایی سیستم، روند تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی کل کشور تا سال ۱۴۰۴ پیش‌بینی شده است. نتایج مطالعه، قدرت بالای الگوریتم ترکیبی انبوه ذرات و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی را در پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی تایید می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که براساس محتمل‌ترین سناریو، تقاضای انرژی‌الکتریکی کشور در سال ۱۴۰۴ به ۴۰۱ میلیارد کیلووات ساعت خواهد رسید. همچنین، براساس نتایج بدست آمده، کارایی روش پیشنهادی در پیش‌بینی متغیرهای مستقل در مقایسه با الگوی خطی $ARIMA^7$ بیشتر است.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی، تقاضا، انرژی‌الکتریکی، الگوریتم انبوه ذرات، سیستم استنباط عصبی فازی تطبیقی.

۱. دانشیار اقتصاد دانشگاه تربیت‌مدرس، Email: Sadeghih@modares.ac.ir
۲. دانشیار دانشگاه صنعت آب و برق(شهید عباسپور)، Email: Afzalian@pwut.ac.ir
۳. استادیار دانشگاه صنعت آب و برق(شهید عباسپور)، Email: Haghani@pwut.ac.ir
۴. کارشناس‌ارشد اقتصاد انرژی دانشگاه صنعت آب و برق(شهید عباسپور)، Email: SohrabiVafa@gmail.com

5. Particle Swarm Optimization
6. Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System
7. Auto Regressive Integrated Moving Average.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

JEL: Q41, Q40, C69, C53, C45, C22.

۱. مقدمه

باتوجه به غیرقابل ذخیره بودن انرژی‌الکتریکی در مقیاس وسیع و هزینه‌بر بودن ساخت نیروگاه‌های جدید، شناخت عوامل‌موثر بر مصرف انرژی‌الکتریکی ضروری به‌نظر می‌رسد. از طرفی ارائه پیش‌بینی مطلوبی از مصرف آن جهت برقراری تعادل بین عرضه و تقاضا همواره مورد توجه برنامه‌ریزان و محققین بوده است.

امروزه برای مقاصد مختلف از روش‌های متفاوتی برای مدلسازی تقاضای انرژی استفاده می‌شود. مدلسازی تقاضای انرژی می‌تواند به‌منظور پیش‌بینی، بهینه‌سازی و یا تجزیه و تحلیل روند تقاضا باشد. انتخاب یک روش و رویکرد مناسب برای مدلسازی یک سیستم کاملاً بستگی به میزان پیچیدگی آن سیستم دارد. از طرفی پیچیدگی نیز ارتباط معکوس با میزان دانش و شناخت ما از آن سیستم دارد (کوره‌پزان دزفولی، ۱۳۸۴). آنالیز رگرسیونی و شبکه‌های عصبی از روش‌های رایج در مدلسازی و پیش‌بینی حامل‌های انرژی هستند که هریک محدودیت‌های خاص خود را دارند. ناکافی‌بودن تعداد داده‌های مشاهده شده، عدم‌تبعیت خطاها از توزیع نرمال، مبهم‌بودن نحوه ارتباط بین متغیرهای مستقل و وابسته، وجود ابهام در ارتباط با یک پیشامد و نادرست بودن فرضیات خطی‌سازی از جمله مواردی هستند که دیگر نمی‌توان از رگرسیون معمولی استفاده کرد(کوره‌پزان دزفولی،۱۳۸۴). از طرفی شبکه‌های عصبی برای دستیابی به نتایج دقیق احتیاج به داده‌های زیاد دارند. بنابراین استفاده از شیوه‌های جدید درمدلسازی ضروری به‌نظر می‌رسد. سیستم‌های استنتاج عصبی- فازی تطبیقی به دلیل استفاده از مفاهیم فازی، از جمله روش‌هایی است که برای مقابله با این محدودیت‌ها بکار گرفته می‌شود. از سوی دیگر طراحی یک سیستم عصبی- فازی مناسب بستگی به سلیقه و تجربه محقق دارد. در برخی از موارد سیستم طراحی شده بهترین سیستم ممکن نخواهد بود. از این رو در این مطالعه برای نخستین‌بار در میان مطالعات داخلی و خارجی از الگوریتم انبوه‌ذرات برای طراحی بهترین سیستم عصبی-فازیِ ممکن به‌منظور پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی استفاده شده است.

باتوجه به مطالب فوق و همچنین نیاز سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان صنعت برق به پیش‌بینی تقاضای انرژی‌الکتریکی و نیز لزوم استفاده از مفاهیم فازی جهت منظورکردن ابهام و عدم‌قطعیت موجود در پدیده‌ها و متغیرهای اثرگذار در تقاضای برق و پیروی آنها از روند غیرخطی، هدف اصلی مطالعه

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

حاضر ارائه یک تکنیک ترکیبی کامل و مبتنی‌بر هوش‌مصنوعی[1] به‌منظور پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی است. همچنین محققین علاوه‌بر هدف اصلی، در این مطالعه به دنبال یافتن پاسخ سولات زیر نیز هستند:

آیا استفاده از مفاهیم فازی قدرت پیش‌بینی سری‌های زمانی را افزایش می‌دهد؟

محتمل‌ترین سناریو پیش‌بینی مصرف بلندمدت برق در افق سند چشم انداز ۱۴۰۴ چیست؟

باتوجه به اهداف و سوالات فوق در این مطالعه تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی کل کشور با استفاده از الگوریتم ترکیبی عصبی- فازی و انبوه ذرات تا سال ۱۴۰۴ پیش‌بینی شده است. دوره زمانی شبیه‌سازی در این مطالعه سالهای ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۹ است که از داده‌های دوره زمانی ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۵ برای مدل‌سازی و از داده‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۸۹ برای آزمون دقت پیش‌بینی استفاده شده است. به‌منظور پیش‌بینی متغیرهای توضیحی نیز علاوه‌بر سناریوسازی، از تکنیک‌های *PSO-ANFIS* و *ARIMA* استفاده شده که ضمن مقایسه عملکرد آنها مناسب‌ترین نتیجه به‌عنوان ورودی در الگوریتم ترکیبی استفاده شده است.

بخش دوم این مقاله به پیشینه تحقیق می‌پردازد. در بخش سوم مبانی نظری سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی و الگوریتم انبوه ذرات مرور می‌شود. در بخش چهارم بااستفاده از الگوی*PSO-ANFIS* تقاضای انرژی الکتریکی شبیه‌سازی شده وکارایی الگوی طراحی شده در پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی بررسی می‌شود. در بخش پنجم تقاضای آتی انرژی الکتریکی براساس الگوهای مختلف تا سال ۱۴۰۴ پیش‌بینی شده و در نهایت در بخش ششم نتایج تجربی مطالعه ارائه می‌شود.

۲. پیشینه تحقیق

در مدلسازی پدیده‌هایی که دارای ابهام و پیچیدگی بوده و با متغیرهای زبانی بیان می‌شوند، سیستم‌های مبتنی‌بر منطق فازی در مقایسه با روش‌های سنتی نتایج بهتری داشته است. از آنجایی که عوامل اثرگذار بر تقاضای حامل‌های انرژی و نیز روند تقاضای آنها دارای روندی غیرخطی و شرایطی مبهم و پیچیده است، در مطالعات مختلف به‌منظور لحاظ کردن این شرایط در تخمین و مدلسازی از روش‌های محاسبات فازی استفاده می‌شود. در این بخش به برخی از مطالعاتی که به‌منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای حامل‌های انرژی از تکنیک محاسبات فازی استفاده کرده‌اند، اشاره می‌شود.

1. Artificial Intelligence

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

پورکاظمی، افسر و نهاوندی(۱۳۸۴) در مطالعه‌ای به مقایسه کارایی دو تکنیک *ARIMA* و سیستم عصبی- فازی در پیش‌بینی تقاضای اشتراک گاز شهری پرداختند. ایشان در این مطالعه شش معیار ارزیابی عملکرد برای سنجش کارایی الگوهای فوق در نظر گرفته و نشان دادند که الگوی غیرخطی عصبی- فازی در تمامی‌معیارها از الگوی خطی *ARIMA* کاراتر است. نتایج تجربی این تحقیق نشان می‌دهد که ترکیب شبکه‌های عصبی و منطق فازی و ایجاد شبکه‌های عصبی فازی موفقیت‌آمیز بوده و باعث کاهش قابل توجه در خطای پیش‌بینی می‌شود و نیز از آنجا که سیستم عصبی- فازی نیاز به داده‌های صریح، قطعی و نمونه‌های بزرگ ندارد، مناسب‌تر و قدرتمندتر از روش‌های کلاسیک پیش‌بینی است.

آزاده، خاکستانی و صبری(۲۰۰۹) در مطالعه‌ای به بررسی کارایی رگرسیون فازی و رگرسیون سنتی در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای فرآورده‌های نفتی در کشورهای امریکا، استرالیا و ژاپن با استفاده از متغیرهای توضیحی جمعیت، هزینه واردات فرآورده‌های نفتی، تولید ناخالص داخلی و تولید سال قبل فرآورده‌های نفتی پرداخته‌اند. آنها برای بررسی کارایی این الگوها از معیار میانگین مربع درصد خطا استفاده کرده و با روش تحلیل واریانس مناسب‌ترین الگو (رگرسیون فازی) را انتخاب و مقادیر آتی مصرف فرآورده‌های نفتی را پیش‌بینی کرده‌اند.

آزاده، اسدزاده و قنبری(۲۰۰۹) با استفاده از تکنیک سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی به پیش‌بینی کوتاه‌مدت(روزانه) تقاضای گاز طبیعی ایران پرداختند. ایشان برای این منظور یک سیستم عصبی- فازی ایجاد کردند که ورودی‌های آن روزهای هفته، تقاضای گاز طبیعی روز قبل، تقاضای گاز طبیعی دو روز قبل و تقاضای گاز طبیعی همان روز در سال قبل بوده و خروجی آن (متغیر وابسته) تقاضای روزانه گاز طبیعی بود. ایشان برای بررسی دقت پیش‌بینی روش پیشنهادی نتایج حاصل از سیستم عصبی- فازی را با نتایج حاصل از تکنیک شبکه‌های عصبی مقایسه کردند. نتایج مطالعه ایشان نشان داد در شرایطی که مشاهدات رفتار غیرخطی، نامنظم و پیچیده‌ای دارند استفاده از سیستم‌های عصبی- فازی نتایج بسیار قابل قبولی ارائه می‌دهد.

آزاده، صبری و آزادمنش(۲۰۱۰) در مطالعه‌ای به تخمین و پیش‌بینی تقاضای نفت کشورهای کانادا، انگلستان و کره‌جنوبی بااستفاده از سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی پرداخته‌اند. ایشان نتایج پیش‌بینی با تکنیک عصبی- فازی را با تکنیک خودرگرسیو مقایسه کرده‌اند. در این مطالعه در مورد هر سه کشور تحت بررسی کارایی بالای تکنیک سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی تایید شده است.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

آزاده و همکاران(۲۰۱۰) در مطالعه‌ای با استفاده از سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی به پیش‌بینی بلندمدت تقاضای انرژی الکتریکی در کشورهای لوکزامبورگ، ایتالیا، هلند و ایرلند پرداخته‌اند. ایشان در این مطالعه از تعداد جمعیت هر کشور و تولید ناخالص داخلی هر کشور به‌عنوان متغیرهای توضیحی مدل استفاده کرده و از داده‌های سال‌های ۱۹۸۰ تا ۲۰۰۳ به‌منظور آموزش سیستم و از داده‌های سال‌های ۲۰۰۴ تا ۲۰۰۶ به‌عنوان داده‌های آزمون اعتبار پیش‌بینی استفاده کرده‌اند. ایشان در این مطالعه بااستفاده از الگوی خودرگرسیو به پیش‌بینی متغیرهای مستقل برای هر کشور پرداخته و سپس از میان الگوهای(سیستم‌های استنباط عصبی- فازی تطبیقی) مختلف با انتخاب بهترین الگو با کمترین میزان میانگین مجذور خطا به پیش‌بینی تقاضای انرژی الکتریکی در کشورهای تحت بررسی پرداختند. نتایج این مطالعه ضمن تأیید قدرت بالای سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی نشان می‌دهد که متغیرهای جمعیت و تولید ناخالص داخلی قدرت توضیح‌دهندگی بالایی برای تخمین تقاضای انرژی الکتریکی دارند.

آزاده و همکاران(۲۰۱۰) در مطالعه‌ای دیگر به شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای انرژی الکتریکی کشورهای G8[1] بااستفاده از متغیرهای توضیحی تعداد جمعیت و میزان تولید ناخالص داخلی هر کشور و بااستفاده از الگوی سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی تا سال ۲۰۱۵ پرداخته‌اند. ایشان در این مطالعه از داده‌های سال‌های ۱۹۸۰ تا ۲۰۰۳ به‌منظور شبیه‌سازی و از داده‌های ۲۰۰۴ تا ۲۰۰۷ به‌منظور آزمون کارایی پیش‌بینی سیستم‌های ایجاد شده، استفاده کردند. ایشان در این مطالعه بااستفاده از یک فرایند خودرگرسیو به پیش‌بینی متغیرهای ورودی(مستقل) سیستم پرداخته و سپس تقاضای انرژی الکتریکی بلندمدت کشورهای تحت بررسی را تا سال ۲۰۱۵ پیش‌بینی کردند. نتایج مطالعه ایشان نشان داد که متغیرهای جمعیت و تولید ناخالص داخلی از قدرت توضیح‌دهندگی بالایی برای تخمین تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی برخوردار بوده و نیز با توجه به مکانیزم سیستم‌های عصبی- فازی و قابلیت آنها در مواجه با شرایط پیچیده، مبهم و عدم قطعیت به منظور پیش‌بینی متغیرهایی با چنین شرایط از جمله تقاضای انرژی الکتریکی می‌توان از این تکنیک با اطمینان بالایی استفاده کرد.

ایرانمنش و همکاران(۲۰۱۱) در مطالعه‌ای بااستفاده از ترکیب سیستم استنباط فازی و شبکه عصبی مصنوعی به شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای انرژی در کشورهای امریکا و کانادا پرداخته‌اند. ایشان در این مطالعه نشان دادند که استفاده از مفاهیم فازی در مدلسازی سری‌های زمانی با رفتار پیچیده و

۱. متشکل از کشورهای: امریکا، کانادا، آلمان، انگلیس، ژاپن، فرانسه و ایتالیا

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

غیرخطی نتایج بسیار بهتری در مقایسه با سایر روش‌ها از جمله شبکه‌های عصبی چند لایه خواهد داشت.

غفاری و زارع(۲۰۰۹) در مطالعه‌ای باعنوان "یک الگوریتم جدید برای پیش‌بینی نوسانات قیمت نفت خام مبتنی بر محاسبات نرم" به پیش‌بینی قیمت نفت خام WTI[1] بااستفاده از تکنیک عصبی- فازی پرداختند. آنها در این مطالعه به‌منظور کاهش اثرات جزء اخلال غیرقابل مشاهده کوتاه‌مدت از یک الگوریتم غربالگر داده‌ها استفاده کردند و به‌منظور راستی آزمایی و مقایسه روش پیشنهادی نتایج حاصل از این تکنیک را با روش‌های دیگر مقایسه کرده و نشان دادند که نتایج این تکنیک در بسیاری از مواقع از درجه صحت بالایی برخوردار است.

مردجوی و بوجما[2](۲۰۱۱) در مطالعه‌ای به مدل‌سازی و پیش‌بینی تقاضای آتی انرژی الکتریکی کشور فرانسه بااستفاده از سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی پرداخته‌اند. ایشان به‌منظور پیش‌بینی تقاضای روزانه انرژی الکتریکی از روند تقاضای روزانه تا پنج روز قبل استفاده کرده‌اند و با توجه به در دست بودن تعداد زیادی مشاهده از ۵۰ درصد مشاهدات برای آموزش و از مابقی مشاهدات به منظور آزمون الگو استفاده کرده‌اند. نتایج مطالعه آنان نشان دهنده قدرت بالای سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای انرژی الکتریکی است.

بطورکلی از مطالعات مرور شده می‌توان دریافت، الگوهایی که بر پایه تئوری مجموعه‌های فازی بنا شده‌اند نتایج مطلوب‌تری نسبت به الگوهای سنتی داشته‌اند. از سوی دیگر ایجاد یک ساختار مناسب و تعیین نوع و تعدادِ توابع عضویت برای یک سیستم عصبی- فازی اهمیت ویژه‌ای دارد. از این رو در این مطالعه برای نخستین بار در ادبیات مربوط به پیش‌بینی تقاضای انرژی به‌منظور دستیابی به یک ساختار مطلوب برای سیستم عصبی- فازی از الگوریتم انبوه ذرات بصورت یک الگوریتم ترکیبی عصبی- فازی و انبوه ذرات استفاده شده است. روش‌های ترکیبی مشابه که اخیراً توجه محققین را به خود جلب کرده است، در مطالعات محدودی مورد استفاده قرار گرفته که از جمله آنها می‌توان به مطالعات صورت گرفته توسط پوسین‌هو و همکاران[3](۲۰۱۱) در زمینه پیش‌بینی انرژی بادی و قیمت برق، چن[4](۲۰۱۲) در زمینه پیش‌بینی ورشکستگی، جیانگ و همکاران[5](۲۰۱۲) در زمینه مدلسازی

1. West Texas Intermediate
2. M. Mordjaoui and B. Boudjema
3. H. M. Pousinho
4. M. Y. Chen
5. H. M. Jiang

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

رضایت‌مندی مشتریان و وی[1](۲۰۱۲) در زمینه پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تایوان اشاره کرد که کلیه مطالعات نشان دهنده‌ی قدرت بالای پیش‌بینی تکنیک‌های ترکیبی عصبی- فازی و الگوریتم‌های تکاملی است. شایان ذکر است نتایج مطالعه جیانگ و همکاران نشان می‌دهد که نتایج تکنیک ترکیبی *PSO-ANFIS* به‌مراتب بهتر از نتایج سایر روش‌ها و حتی تکنیک ترکیبی عصبی- فازی و الگوریتم ژنتیک (*GA*[2]*-ANFIS*) است.

باتوجه به مطالب فوق تمایز و نوآوری مطالعه حاضر با مطالعات صورت گرفته در زمینه تقاضای انرژی، استفاده از تکنیک ترکیبی *PSO-ANFIS* در پیش‌بینی تقاضای انرژی‌الکتریکی است. بطوری که الگوریتم ترکیبی عصبی- فازی و انبوه ذرات ارائه شده در این مطالعه تاکنون در هیچ مطالعه داخلی و خارجی استفاده نشده است. مهمترین دلیل استفاده از الگوریتم انبوه ذرات در تکنیک ترکیبی مورد استفاده نیز، همچنانکه نتایج مطالعه جیانگ و همکاران نشان می‌دهد همگرایی سریعتر و پاسخ‌های مطلوب‌تر این الگوریتم در مقایسه با سایر الگوریتم‌های تکاملی از جمله الگوریتم ژنتیک، در این قبیل مسائل است.

۳. مبانی نظری سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی و الگوریتم انبوه ذرات

۱.۳. سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی

سیستم‌های استنباط فازی پس از ارائه نظریه مجموعه‌های فازی توسط پروفسور لطفی‌زاده در سال ۱۹۶۵ به منظور توصیف سیستم‌های پیچیده شکل گرفت که امروزه به ابزاری قدرتمند برای مدلسازی عدم قطعیت‌ها و عدم صراحت‌های موجود در دنیای واقعی در قالب روابط ریاضی تبدیل شده است. این سیستم‌ها ساختاری محاسباتی هستند که براساس نظریه مجموعه‌های فازی، نگاشت غیرخطی بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار می‌کنند. به بیان دیگر این سیستم‌ها رفتار یک پدیده را در قالب قواعد "اگر- آنگاه" و بااستفاده از دانش خبره و داده‌های نمونه‌گیری شده مدلسازی می‌کنند. روش ایجاد قواعد و انتخاب پارامترهای توابع عضویت مسئله‌ای مهم در سیستم‌های استنباط فازی است که نیاز به درک پدیده مورد بررسی و تجربه دارد. از طرفی شبکه‌های عصبی این قابلیت را دارند که از پدیده‌های تحت بررسی آموزش ببینند و ساختار جفت‌های ورودی و خروجی را خود مرتب کنند. لذا باتوجه به همین شرایط مدل سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی براساس نظریه مجموعه‌های فازی و

1. L. Y. Wei
2. Genetic Algorithm

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

نیز با الهام از الگوی ارائه شده ازسوی تاکاگی و سوگنو[1] در سال ۱۹۸۵، توسط جانگ[2] در سال ۱۹۹۳ در مقاله‌ای باعنوان "سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی" ارائه گردید. در این مدل (*ANFIS*) هدف یافتن تابع $\hat{f}$ به‌گونه‌ای است که بتواند بجای تابع اصلی f مورد استفاده قرار گیرد. در نتیجه پیش‌بینی متغیر خروجی $\hat{y}$ به ازای متغیر ورودی $X=(x_1,x_2,x_3,...,x_n)$ باید تا حد امکان به مقدار حقیقی y نزدیک باشد. یک مجموعه m تایی از داده‌های چند ورودی و یک خروجی به‌صورت رابطه زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$y_i = f(x_{i1},x_{i2},x_{i3},...,x_{in}) \qquad , \ (i=1,2,3,...,m) \tag{۱}$$

حال مساله تعیین یک ساختار برای *ANFIS* به‌منظور حداقل کردن تفاوت بین مقادیر خروجی و مقادیر پیش‌بینی شده است که می‌توان آن را به‌صورت زیر در نظر گرفت:

$$\sum_{i=1}^{m}[\hat{f}(x_{i1},x_{i2},x_{i3},....,x_{in})-y_i]^2 \quad \rightarrow \quad \min \tag{۲}$$

در این روش از مدل فازی سوگنو(*TSK*) برای تقریب تابع f با $\hat{f}$ از m بردار شامل n ورودی و یک خروجی $(X_i, y_i); (i=1,2,3,...,m)$ استفاده می‌شود.

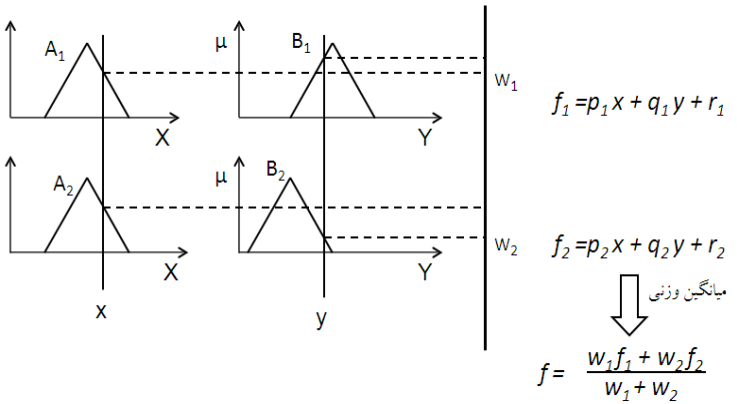
برای بیان توضیحی ساده از فرایند *ANFIS* می‌توان یک سیستم استنباط فازی با دو ورودی x و y و یک خروجی f در نظر گرفت و همچنین می‌توان قواعد اگر- آنگاه(مقدم- تالی) مربوطه را نیز به شکل زیر در نظر گرفت:

$$\begin{aligned} &If\ x\ is\ A_1\ and\ y\ is\ B_1 \quad Then\ f_1 = p_1x+q_1y+r_1 \\ &If\ x\ is\ A_2\ and\ y\ is\ B_2 \quad Then\ f_2 = p_2x+q_2y+r_2 \end{aligned} \tag{۳}$$

شکل ۱ روال استدلال فازی در چنین سیستمی را برای یک مدل سوگنوی درجه اول (f یک چند جمله‌ای درجه یک) نشان می‌دهد.

1. T. Takagi and M. Sugeno
2. J. S. R. Jang

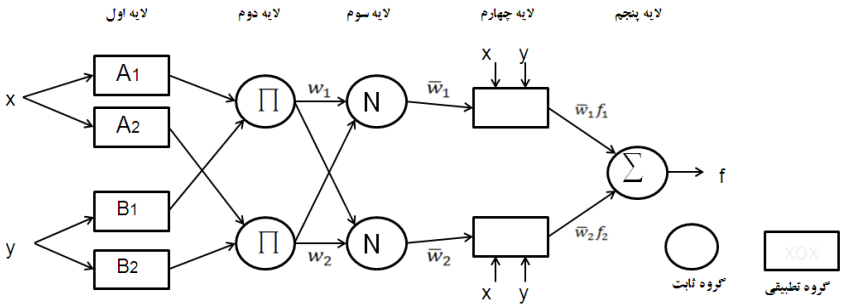
[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]



شکل ۱. روال استدلال فازی سوگنوی مرتبه اول

منبع: جانگ (۱۹۹۳)

در شکل۱ توابع عضویت A و B به‌صورت توابع مثلثی ارائه شده است. با این حال می‌توان از توابع عضویت دیگری به‌منظور استدلال فازی در $ANFIS$ استفاده کرد. ساختار سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی در شکل۲ نشان داده شده است. این سیستم از ۵ لایه تشکیل شده است:



شکل۲. ساختار سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی($ANFIS$)

منبع: جانگ (۱۹۹۳)

لایه اول(لایه ورودی و خروجی توابع عضویت): در این لایه x و y متغیر ورودی به گره i و A و B اسامی متغیرهای زبانی منطبق با این گره هستند. هر گره که در این لایه قرارگرفته است یک گره

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

تطبیقی بوده و نشان دهنده یک تابع عضویت است و به‌عنوان یک واحد حافظه بکار گرفته می‌شود. در این گره پارامترهای توابع عضویت به‌عنوان پارامترهای آموزش‌پذیر بخش مقدم شناخته می‌شوند.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \qquad for\ i = 1,2 \qquad O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \qquad for\ i = 3,4 \tag{۴}$$

رابطه(۴) خروجی لایه اول با گره i ام ($O_{1,i}$) را نشان می‌دهد که i درجه عضویت مجموعه فازی است. پارامترهای توابع عضویت در مرحله یادگیری سیستم با میانگین الگوریتم پس‌انتشار خطا[1] به روز می‌شوند. همچنین میزان انتشار هر یک از قوانین در کل سیستم به‌وسیله ضریب انتشار مشخص می‌شود که ترکیبی است از متغیرهای ورودی در سطوح زبانی مختلف که از حاصل‌ضرب میانگین مقدار عضویت به دست می‌آید.

لایه دوم (لایه قوانین): گره‌ها در این لایه با نام $\prod$ به‌عنوان گره‌های قوانین شناخته می‌شوند که خروجی آن‌ها حاصل ضرب جبری ورودی‌های گره است. در این لایه میزان توان برانگیختگی هر قانون بااستفاده از معیار تعلق هر ورودی به توابع عضویت مربوطه بدست می‌آید. رابطه(۵) خروجی این لایه را نشان می‌دهد.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), \quad i = 1,2 \tag{۵}$$

لایه سوم (لایه نرمال‌سازی): در این لایه توان برانگیختگی یک قانون در مقایسه با تمام قوانین در این لایه نرمالیزه می‌شود. گره‌های این لایه نیز از نوع گره‌های ثابت هستند که با N نشان داده شده‌اند. گره i ام در این لایه توان برانگیختگی قاعده i ام را نسبت‌به مجموع توان‌های برانگیختگی محاسبه می‌کند. رابطه(۶) خروجی این لایه را نشان می‌دهد.

$$O_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \qquad i=1,2 \tag{۶}$$

لایه چهارم (لایه غیرفازی سازی): این لایه محل ترکیب متغیرهای ورودی براساس توان انتشار آنهاست. هر گره i در این لایه یک گره تطبیقی بوده و خروجی هر گره در آن حاصل ضرب توان برانگیختگی نرمالیزه شده در یک تابع خطی از متغیرهای ورودی است و با تابع زیر مشخص می‌شود. رابطه(۷) خروجی این لایه را نشان می‌دهد.

$$O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i}(p_i x + q_i y + r_i) \tag{۷}$$

1. Error back propagation

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

لایه پنجم: تنها گره این لایه یک گره ثابت است که با $\sum$ نشان داده شده است. در این گره خروجی نهایی به‌صورت جمع مقادیر ورودی محاسبه می‌شود. بطوری که $\overline{w}_i f_i$ خروجی گره i ام در لایه چهارم است. رابطه(۸) خروجی این لایه را نشان می‌دهد.

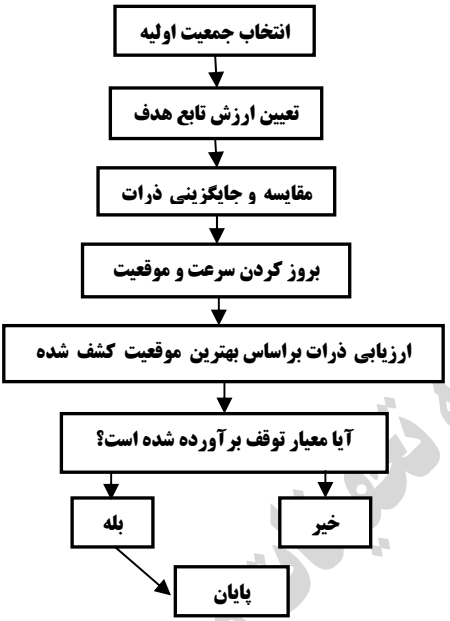
$$O_{5,i} = \sum_i \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \qquad (۸)$$

۲.۳. الگوریتم انبوه ذرات

الگوریتم انبوه ذرات یک الگوریتم تکاملی[1] جهت بهینه‌سازی توابع غیرخطی است که برمبنای رفتار اجتماعی پرندگان ارائه شده است. این الگوریتم در سال ۱۹۹۵ توسط کندی و ابرهارت[2] مطرح شدکه برگرفته شده از رفتار ذرات هجومی همچون دسته کلاغ‌ها بوده است. به این گونه که در حرکت یک دسته از کلاغ‌ها یک کلاغ(سرگروه) دارای بهترین موقعیت بوده و بقیه کلاغ‌ها باتوجه به موقعیت خود و کلاغ‌های مجاور سعی در بهترکردن مکان و نزدیک‌شدن به سرگروه را دارند. در این حین چنانچه یکی از اعضاء بتواند موقعیت بهتری نسبت‌به سرگروه پیدا کند او به‌عنوان سرگروه انتخاب می‌شود. عملکرد الگوریتم انبوه ذرات نیز به این گونه است. به این صورت که دسته‌ای از ذرات (به‌عنوان متغیرهای مسئله بهینه‌سازی) در محیط جستجو پخش می‌شوند. واضح است که بعضی از ذرات موقعیت بهتری نسبت به ذرات دیگر خواهند داشت. در نتیجه برطبق رفتار ذرات هجومی بقیه ذرات در عین‌حال که موقعیت ذرات برتر نیز در حال تغییر است، سعی دارند موقعیت خود را به موقعیت ذرات برتر برسانند. در این روش تغییر موقعیت هر ذره براساس تجربه خود در حرکات قبلی و تجربه ذرات همسایه صورت می‌گیرد. در واقع هر ذره از برتری یا عدم‌برتری خود نسبت‌به ذرات همسایه و همچنین نسبت به کل گروه آگاه است(کلرک[3]، ۲۰۰۶). در این مطالعه به‌منظور ایجاد ساختار بهینه سیستم عصبی- فازی از الگوریتم بهینه‌یابی انبوه ذراتِ طراحی شده در محیط *MATLAB* استفاده شد که فلوچارت آن بصورت زیر است.

1. Evolutionary Process
2. J. Kennedy and R. Eberhart
3. M. Clerc

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]



شکل۳. فلوچارت الگوریتم انبوه ذرات

منبع : کلرک[1] (۲۰۰۶)

٤. بررسی مدل

در ابتدا بررسی متغیرهای موثر بر تقاضای انرژی الکتریکی ضروری به‌نظر می‌رسد. انواع مدل‌های پیش‌بینی تقاضای انرژی الکتریکی را می‌توان به دو دستهٔ پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و پیش‌بینی‌های بلندمدت طبقه‌بندی کرد که نوع اول مربوط به تقاضای ساعتی، هفتگی و ماهیانه است. این نوع پیش‌بینی برای شرکت‌های توزیع حائز اهمیت است. چرا که اطلاعات آن مبنای تولید روزانه بوده و در صورت پیش‌بینی نادرست مستقیما بر هزینه خرید شرکت‌های توزیع اثر می‌گذارد. در این نوع از مدل‌های پیش‌بینی معمولاً به دلیل اثرات دما و قیمت بر مصرف برق از متغیرهایی نظیر دما، تغییرات آب و هوایی و تغییرات فصلی استفاده می‌شود. پیش‌بینی‌های بلندمدت تقاضای برق بصورت سالانه و حتی چند ساله انجام می‌شود. این اطلاعات به‌منظور گسترش ظرفیت تولید، تصمیمات سرمایه‌گذاری،

۱. مراحل برنامه‌نویسی الگوریتم انبوه‌ذرات در ضمیمهٔ (۱) قابل مشاهده است.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

تحلیل سود و بودجه‌ریزی شرکت‌ها حیاتی است(کوچوکدنیز[1]،۲۰۱۰). به‌بیان دیگر با توجه به دوره زمانی مدلسازی (بلندمدت یا کوتاه‌مدت) رفتار تقاضا به‌تبع آن متغیرهای موثر نیز متفاوت خواهد بود. چنانچه مدل مذبور فصلی (کوتاه‌مدت) باشد عواملی همچون درجه هوا و میزان رطوبت اثرات قابل توجهی بر تقاضای برق خواهند داشت. ولی چنانچه مدلسازی تقاضا بصورت سالانه (بلندمدت) باشد ازآنجا که تغییرات سالانه‌ی آب و هوا بسیار ناچیز است لذا دما و رطوبت از سالی به سال دیگر تغییر محسوسی نخواهد کرد که در نتیجه حضور این متغیرها در مدل‌های بلندمدت چندان مناسب نخواهد بود. همچنین تنوع آب و هوایی کشور نیز مزید بر علت عدم‌استفاده از متغیرهای جوی در مدلسازی‌های کلان و ملی در بلندمدت خواهد بود.

از سوی دیگر با توجه به ویژگی‌های خاص وکارایی اقتصادی بالای انرژی الکتریکی، امکان جانشینی آن با سایر فرآوده‌ها اندک بوده و سیاست قیمت‌گذاری چندان بر مصرف آن تاثیرگذار نخواهد بود (چگینی‌آشتیانی، ۱۳۹۱). همچنین با توجه به تبعیض قیمتی و وجود قیمت‌های متفاوت در بخش‌های مختلف و حتی در یک بخش خاص (مثلا قیمت‌های پله‌ای برق در بخش‌خانگی)، ارائه یک شاخص واحد که رفتار عرضه و تقاضای انرژی را بخوبی نشان دهد، امری دشوار می‌نماید (یو و همکاران، ۲۰۱۲)[2]. مطالعات صورت‌گرفته در مورد اثرات قیمت برق بر مصرف آن در ایران نیز موید مطالب فوق است. به‌طوریکه اکثر این مطالعات نشان‌دهنده‌ی پایین‌بودن کشش قیمتی تقاضای برق و ضروری بودن این کالا در ایران است (بختیاری و یزدانی(۱۳۸۹)، امینی‌فر(۱۳۸۱)، پژویان(۱۳۷۹)، مهرگان و همکاران(۱۳۸۸) و چگینی‌آشتیانی(۱۳۹۱)). از این رو در این مطالعه قیمت برق به‌عنوان متغیر توضیحی در پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی لحاظ نشده است.

انرژی پایه و اساس حیات و توسعه جوامع بشری بوده است. جمعیت کل نه تنها بر مقدار مصرف انرژی تاثیرگذار است بلکه بر منابع مصرف سرانه انرژی و الگوی مصرف انرژی نیز مستقیماً اثر می‌گذارد و در نتیجه رشد بالای جمعیت، عامل محرک مصرف انرژی به شمار می‌آید (یو و همکاران، ۲۰۱۲). از این رو متغیر جمعیت را می‌توان به‌عنوان یکی از مهمترین عوامل‌موثر بر تقاضای انرژی در نظر گرفت (شورا و همکاران، ۲۰۱۱)[3]. در مطالعات مختلف از جمعیت به‌عنوان متغیر توضیحی در مدلسازی تقاضای انرژی‌الکتریکی استفاده شده است که از جمله آنها می‌توان به مطالعات انجام شده

1. T. Kucukdeniz
2. S. Yu
3. M. A. Shuvra

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

توسط محمد و بدجر[1](۲۰۰۵)، بیانکو و همکاران[2](۲۰۰۹)، آزاده و همکاران (۲۰۱۰) و همچنین عصاره و همکاران[3](۲۰۱۰) اشاره کرد.

براساس تئوری‌های اقتصادی افزایش درآمد منجر به افزایش قدرت خرید مصرف‌کنندگان شده و افزایش قدرت خرید منجر به افزایش مصرف کالاهای ضروری خواهد شد. روزنبرگ[4] (۱۹۹۸) بیان می‌کند که شواهدی قوی برای اثرگذاری فرایند توسعه اقتصادی بر مصرف انرژی مشاهده می‌شود. فرگوسن و همکاران[5](۲۰۰۰) در مطالعه‌ای میان صد کشور نتیجه می‌گیرند که افزایش در میزان درآمد مستقیماً بر مصرف انرژی اثر می‌گذارد. بنابراین انتظار می‌رود با افزایش درآمدکه مهمترین شاخص آن تولید ناخالص داخلی است، تقاضای برق نیز افزایش یابد. همچنین یک باور عمومی و توافق کلی در زمینه ارتباط میان سطح فعالیت اقتصادی و مصرف انرژی وجود دارد که مطالعات فروانی بااستفاده از تکنیک علیت[6] روابط میان این دو متغیر را بخوبی نشان داده‌اند. برخی مطالعات در کشورها مختلف با شرایط متفاوت نتایج ناهمگونی ارائه داده‌اند. با در نظرگرفتن مطالعه صورت گرفته توسط مهرآرا (۲۰۰۷) یک رابطه یک طرفه از تولید ناخالص داخلی به مصرف انرژی در کشورها صادرکننده نفت وجود دارد. براین اساس می‌توان بیان داشت که در این کشورها افزایش تولید منجر به افزایش مصرف انرژی می‌شود و ایران نیز به‌عنوان یکی از کشورهای صادرکننده نفت از این اصل مستثنی نخواهد بود. چرا که روند تاریخی اقتصاد ایران نشان می‌دهد، قیمت پایین انرژی باعث وابستگی شدید تولیدات این کشور به مصرف انرژی بوده است. بنابراین افزایش سطح تولید منجر به افزایش مصرف انرژی الکتریکی می‌شود(بهبودی و همکاران، ۱۳۸۷). بر این اساس در مطالعات مختلف از متغیر تولید ناخالص داخلی نیز به‌عنوان متغیرتوضیحی در مدلسازی تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی استفاده شده است که از جمله آنها می‌توان به مطالعات انجام شده توسط آنگ[7](۱۹۸۸)، لین[8](۲۰۰۳)، آماراویکراما و هانت[9](۲۰۰۷) و دیلاور و هانت[10](۲۰۱۱) اشاره کرد.

باتوجه به مطالب فوق و مطالعات تجربی و براساس مدل‌های استفاده شده توسط محمد و بدجر (۲۰۰۵)، بیانکو و همکاران(۲۰۰۹) و آزاده و همکاران(۲۰۱۰) که تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی را

1. Z. Mohamed and P. Bodger
2. V. Bianco
3. E. Assareh
4. N. Rosenberg
5. R. Ferguson
6. Causality
7. B. W. Ang
8. B. Q. Lin
9. H. A. Amarawickrama and L.C. Hunt
10. Z. Dilaver and L.C. Hunt

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

براساس متغیرهای جمعیت و تولید ناخالص داخلی مدلسازی و پیش‌بینی نموده‌اند در این مطالعه نیز تابع تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی به صورت رابطه (۹) در نظر گرفته می‌شود.

$$E = f\left(GDP, POP\right) \tag{۹}$$

در معادله فوق، E نشان دهنده‌ی تقاضای سالانه انرژی الکتریکی معادل میلیارد کیلووات ساعت بوده که از گزارشات شرکت توانیر طی سالهای۱۳۵۹ تا ۱۳۸۹، استخراج شده و POP و GDP به ترتیب نشان‌دهندهٔ جمعیت(میلیون‌نفر) و تولید ناخالص داخلی به قیمت ثابت سال ۱۳۷۶ (هزارمیلیارد ریال) است که از داده‌های بانک مرکزی[1] استخراج شده است.

باتوجه به این نکته که مدل‌های اقتصادسنجی بنابه دلایل ساختاری برای تصریح به اطلاعات کامل و قطعی نیاز دارند و این در حالی است که بازارهای انرژی بخصوص انرژی الکتریکی همواره در حال رشد بوده و عوامل اثرگذار بر تقاضای انرژی الکتریکی نظیر تغییرات آب و هوا، عادات زندگی روزانه و رشد صنعتی به‌شدت در نوسان بوده و اطلاعاتی قطعی از تمام آنها در دست نیست. لذا استفاده از الگوهایی که بتوانند این عدم قطیعت را در مدلسازی لحاظ کنند اجتناب‌ناپذیر است. از این رو در این مطالعه از مفهوم فازی در قالب سیستم استنباط عصبی- فازی‌تطبیقی استفاده شده است.

۱.٤. شبیه‌سازی تقاضای انرژی‌الکتریکی

در این مطالعه به‌منظور ایجاد و آموزش الگوی سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی از جعبه ابزار منطق فازی تعبیه شده در نرم‌افزار $MATLAB$ استفاده شده است. شناسایی و ایجاد یک ساختار مناسب برای سیستم‌های عصبی-فازی قبل از شروع آموزش آن توسط شبکه عصبی، امری ضروری بوده و در دستیابی‌به نتایج نهایی بسیار اثرگذار است. ایجاد یک ساختار مناسب برای سیستم عصبی- فازی تا حد زیادی به سلیقه و تجربه محقق بستگی دارد. در مواقعی ممکن است ساختار ایجاد شده، چندان بهینه نبوده و امکان بهره‌مندی از ساختارهای بهتر از آن وجود داشته باشد. از این‌رو در این مطالعه از ترکیب الگوریتم انبوه ذرات و سیستم عصبی- فازی استفاده شده تا مسئله شناسایی و ایجاد ساختار بهینهٔ شبکه عصبی توسط الگوریتم بهینه‌یابی انبوه ذرات انجام شود. الگوریتم ترکیبی طراحی شده ضمن شناسایی و ایجاد یک ساختار بهینه، بهترین روش پیش‌بینی متغیرهای ورودی سیستم را نیز به منظور پیش‌بینی مقادیر آتی متغیر هدف شناسایی و پیشنهاد می‌کند که متغیرهای ورودی آن میزان جمعیت و ارزش تولید ناخالص داخلی به قیمت ثابت بوده و متغیر هدف در آن مصرف سالانه انرژی الکتریکی است.

---

۱. داده‌های جمعیت سالهای ۱۳۸۸ و ۱۳۸۹ از سالنامه‌های آماری مرکز آمار ایران استخراج شده است.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

در مرحلهٔ پیش‌پردازش[1] به‌منظور سهولت محاسبات و همگرایی سریعتر، ابتدا داده‌ها بوسیله تابع (۱۰) به داده‌های نرمال بین صفر و یک تبدیل شده و سپس به دو دستهٔ داده‌های آموزش (داده‌های سال‌های ۱۳۵۹-۱۳۸۵) و داده‌های تصدیق(داده‌های سالهای ۱۳۸۶تا۱۳۸۹) تقسیم می‌شوند.

$$x_n = (x_r - x_{\min}) / (x_{max} - x_{\min}) \qquad (۱۰)$$

در تابع فوق x_r، x_n، x_{max} و $x_{\min}$ به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مقادیر واقعی، نرمال شده، حداکثر و حداقل داده‌های تحت بررسی هستند. مقادیر حداکثر و حداقل مربوط‌به متغیرهای تحت بررسی (در سالهای ۱۳۵۹تا ۱۳۸۹) در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. مقادیر حداکثر و حداقل متغیرهای تحت بررسی در سالهای ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۹

متغیر	مصرف انرژی الکتریکی* (سال)	تولید ناخالص داخلی** (سال)	جمعیت*** (سال)
$x_{\min}$	(۱۳۵۹)۱۶/۸۶۴	(۱۳۶۰)۱۷۰/۲۸۱	(۱۳۵۹)۳۹/۲۹۱
x_{max}	(۱۳۸۹)۱۸۴/۱۷۹	(۱۳۸۹)۵۳۹/۲۱۹	(۱۳۸۹)۷۴/۷۳۳

*- میلیارد کیلووات ساعت **- هزارمیلیارد ریال ***- میلیون نفر

منبع: یافته‌های تحقیق

در مرحله ایجاد ساختار بهینه به کمک الگوریتم انبوه ذرات بهترین ساختار ممکن برای سیستم عصبی- فازی، براساس حداقل کردن مجذور مربع خطاهای تصدیق($RMSE$[2]) ایجاد می‌شود.[3] علت استفاده از داده‌های تصدیق در این مرحله، دستیابی به الگویی است که دارای جامعیت لازم برای تعمیم آن به داده‌های خارج از دامنه آموزش نیز باشد. شکل۴ تصویری روشن از آموزش یک سیستم با در نظرگرفتن معیار تعمیم‌پذیری را نشان می‌دهد:

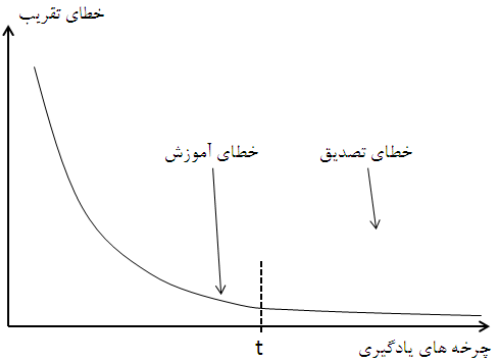
1. Pre-processing

2. Root Mean Square Error $(RMSE) = \sqrt{\frac{\sum_1^n (\hat{Y}_t - Y_t)^2}{n}}$

۳. توابع عضویت استفاده شده در این مرحله در ضمیمه(۲) قابل مشاهده است.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]



شکل ٤. خطاهای آموزش و تصدیق یک سیستم در چرخه‌های مختلف آموزش

منبع: یافته‌های تحقیق

همانگونه که در شکل ۴ مشاهده می‌شود خطای آموزش و تصدیق با افزایش چرخه‌های یادگیری کاهش می‌یابد. اما این فرایند پس از چرخهٔ t برای داده‌های تصدیق معکوس شده و سیستم دچار بیش‌آموزش‌بینی[1] می‌شود. از این رو در این مطالعه به کمک الگوریتم انبوه ذرات سیستم عصبی- فازی بگونه‌ای طراحی می‌شود که از جامعیت لازم برای پیش‌بینی مقادیر آتی تقاضای انرژی الکتریکی نیز برخوردار باشد. برای آموزش سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقی روش‌های گوناگونی وجود دارد که دو الگوی زیر پرکاربردترینِ آنها هستند:

۱- گرادیان نزولی: در این روش تمام پارامترها به روش گرادیان نزولی آموزش می‌بینند.

۲- گرادیان نزولی و حداقل مربعات: این روش به‌صورت ترکیبی از روش گرادیان نزولی و تکنیک حداقل مربعات استفاده می‌شود. به این صورت که ابتدا هنگام حرکت رو به جلو خروجی‌های گره‌ها به صورت عادی تا لایه آخر محاسبه شده و سپس پارامترها توسط روش حداقل مربعات خطاها محاسبه می‌شود و در ادامه با روش گرادیان نزولی در بازگشت رو به عقب، نسبت خطاها بر روی پارامترها پخش شده و مقادیر آنها اصلاح می‌شود.

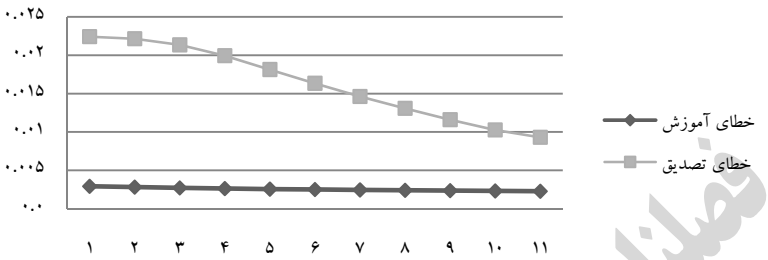
در این مطالعه از روش ترکیب گرادیان نزولی و حداقل مربعات به دلیل سرعت و دقت بالای آن، به‌منظور آموزش سیستم برای شناخت قوانین حاکم بین متغیرهای مستقل و وابسته[2] و همچنین یافتن پارامترهای بهینه توابع عضویت هر متغیر استفاده شد که روند یادگیری آن در نمودار ۱ قابل مشاهده

1. Over learning

۲. قوانین نهایی PSO-ANFIS در ضمیمه(۳) قابل مشاهده است.

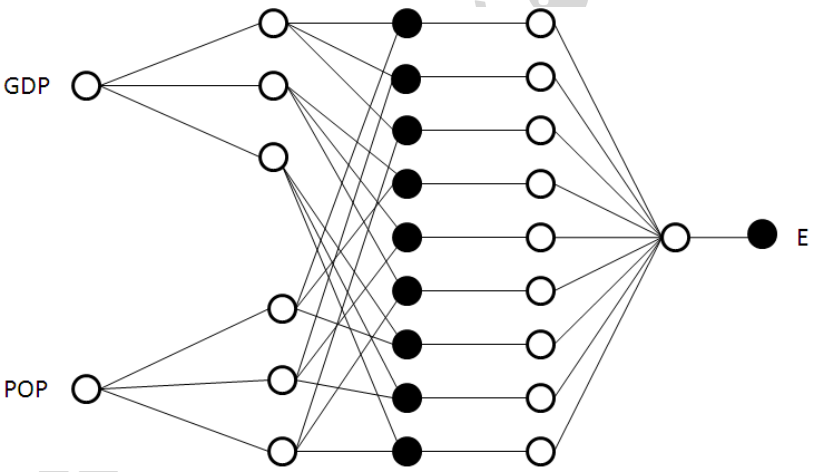
[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

است. همچنین ساختار سیستم عصبی-فازی بهینه طراحی شده به‌کمک الگوریتم انبوه ذرات در شکل ۵ قابل مشاهده است.



نمودار ۱. روند یادگیری سیستم

منبع: یافته‌های تحقیق



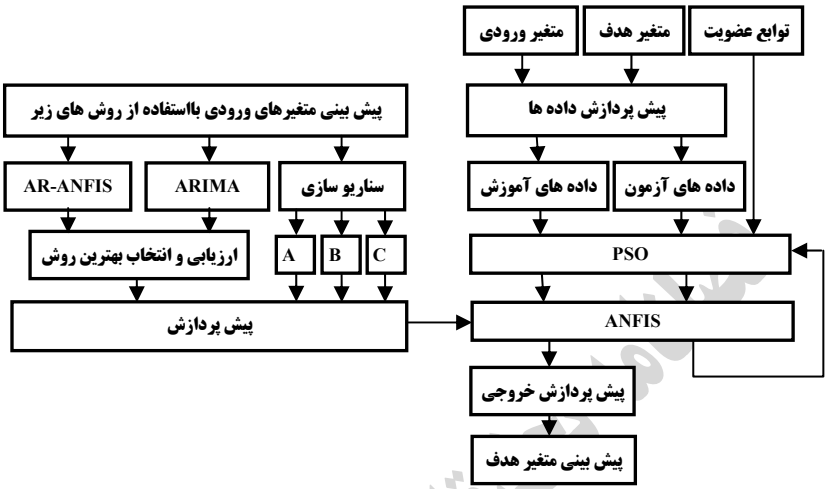
شکل۵. ساختار نهایی سیستم عصبی- فازی

منبع: یافته‌های تحقیق

پس از ایجاد و آموزش الگوی عصبی- فازیِ نهایی به کمک داده‌های آموزشی و اطمینان از قدرت تعمیم پذیری آن متغیرهای مستقل پیش‌بینی شده و مجدداً در این الگو وارد شده تا مقادیر آتی تقاضای انرژی الکتریکی پیش‌بینی شود. شکل۶ کلیه مراحل الگوریتم *PSO-ANFIS* را نشان می‌دهد.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]



شکل ٦. فلوچارت *(PSO-ANFIS)*

منبع: یافته‌های تحقیق

۲.٤. ارزیابی کارایی شبیه‌سازی و پیش‌بینی سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی

پس از طراحی الگوی سیستم استنباط عصبی- فازی تطبیقیِ بهینه، آموزش و شبیه‌سازی تقاضای انرژی الکتریکی بااستفاده از داده‌های سالهای ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۵ اکنون به بررسی کارایی آن در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای انرژی الکتریکی می‌پردازیم. برای این منظور باید ابتدا عملیات پس‌پردازش[1] بر روی خروجی سیستم انجام شود تا خروجی آن به داده‌هایی با مقیاس حقیقی برای قیاس با مقادیر مصرف واقعی انرژی الکتریکی تبدیل شود. برای این منظور از تابع (۱۱) استفاده شده است.

$$x_r = x_n \times (x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \qquad (۱۱)$$

به‌منظور بررسی عملکرد شبیه‌سازی و پیش‌بینی الگوی مورد استفاده معیارهای مختلفی وجود دارد که متداولترین آنها میانگین مربع‌خطا(MSE)[2]، مجذور میانگین مربع‌خطا، میانگین قدرمطلق خطا (MAE)[3]، میانگین قدرمطلق درصد خطا($MAPE$)[1] هستند. به‌دلیل اینکه هر یک از معیارهای فوق

1. Post-processing

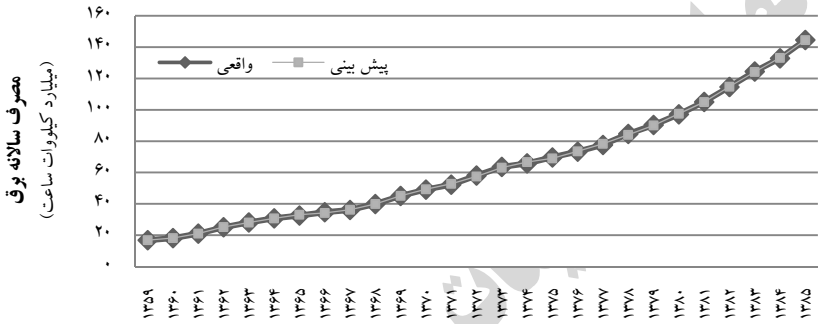
2. Mean Squared Error $(MSE) = \frac{\sum_1^n (\hat{Y}_t - Y_t)^2}{n}$

3. Mean Absolute Error $(MAE) = \frac{\sum_1^n |\hat{Y}_t - Y_t|}{n}$

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

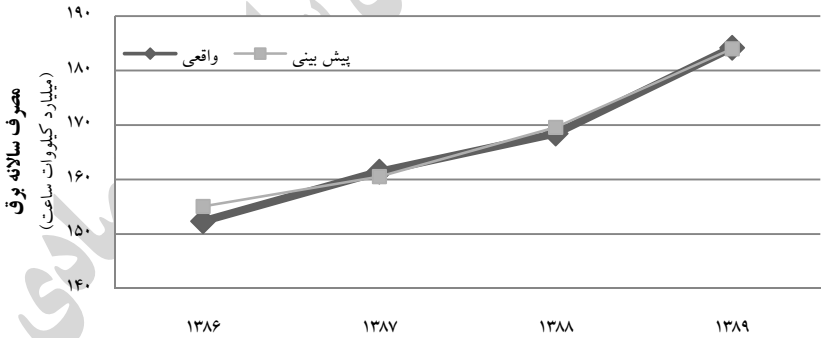
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

جنبه‌های خاصی از عملکرد مدل را نشان می‌دهند در این مطالعه از کلیه معیارها برای ارزیابی شبیه‌سازی الگو و نیز ارزیابی قدرت پیش‌بینی آن استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی (سال‌های ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۵) و پیش‌بینی مقادیر واقعی خارج از دامنه آموزش (سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۸۹) تقاضای انرژی الکتریکی بااستفاده از الگوی *ANFIS* در نمودارهای ۲ و ۳ ارائه شده است.[۲] بررسی کارایی شبیه‌سازی و پیش‌بینی بااستفاده از این الگو نشان دهندهٔ عملکرد قابل قبول سیستم در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی است.



نمودار۲. نتایج شبیه‌سازی داده‌های آموزش

منبع: یافته‌های تحقیق



نمودار۳. نتایج پیش‌بینی داده‌های تصدیق

منبع: یافته‌های تحقیق

---

1. Mean Absolute Percentage Error $(MAPE) = \frac{\sum_1^n \left| \frac{\hat{Y_t} - Y_t}{Y_t} \right|}{n}$

۲. جدول نتایج شبیه‌سازی و پیش‌بینی در ضمیمهٔ(۴) قابل مشاهده است.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

نتایج ارزیابی کارایی شبیه‌سازی و پیش‌بینی *ANFIS* در جدول ۲ نشان‌دهنده عملکرد قابل‌قبول سیستم به‌منظور پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی است.

جدول ۲. ارزیابی عملکرد شبیه‌سازی و پیش‌بینی *PSO-ANFIS*

معیار ارزیابی	*MAPE*	*MAE*	*RMSE*	*MSE*
نتایج کارایی شبیه‌سازی	۰/۰۰۱۹	۰/۲۸۸۱	۰/۳۸۰۰	۰/۱۴۴۴
نتایج کارایی پیش‌بینی	۰/۰۰۶۷	۱/۲۴۵۳	۱/۵۵۶۷	۲/۴۲۳۲

منبع: یافته‌های تحقیق

براساس نتایج فوق، می‌توان بیان کرد که متغیرهای جمعیت و تولید ناخالص داخلی همانگونه که پیش‌تر در مورد روابط آنان با تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی بحث شد، به‌خوبی توانسته‌اند روند تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی را توضیح دهند.

۵. پیش‌بینی روند آتی تقاضای انرژی الکتریکی

باتوجه به این نکته که انرژی الکتریکی در مقیاس وسیع قابل ذخیره‌سازی نبوده و فرآیند سرمایه‌گذاری در صنعت برق یک امر زمان‌بر است. لذا پیش‌بینی درست و منطقی از روند مصرف انرژی الکتریکی برای سیاست‌گذاری و مدیریت تولید و توزیع انرژی الکتریکی اهمیت فراوانی دارد (سهرابی و همکاران، ۱۳۹۱). لذا در این بخش از مطالعه مصرف بلندمدت انرژی الکتریکی کشور تا سال ۱۴۰۴ پیش‌بینی می‌شود.

به‌منظور پیش‌بینی تقاضای آتی انرژی الکتریکی ابتدا باید متغیرهای مستقل مدل پیش‌بینی شوند. از این رو متغیرهای جمعیت و تولید ناخالص داخلی براساس سناریوسازی و نیز بااستفاده از الگوهای خودرگرسیو میانگین متحرک[1] و عصبی- فازی شبیه‌سازی و پیش‌بینی می‌گردند.

۱.۵. پیش‌بینی متغیرهای مستقل براساس سناریوسازی

روش سناریوسازی یکی از روشهای کیفیِ آینده‌نگری است که برطبق آن به ترسیم و تصور آینده با طراحی سناریوهای فرضی می‌پردازیم. سناریوها تصویر روشنی از آینده‌اند که برنامه‌ریزان به کمک آن‌ها می‌توانند مسائل، چالش‌ها و فرصت‌های محیط را به روشنی ببینند و بشناسند. سناریو ابزاری برای تحلیل سیاست‌ها و شناخت شرایط، تهدیدات، فرصت‌ها، نیازها و ارزش‌های برتر آینده است. به سبب گوناگونی عوامل و نیروهای سازنده‌ی آینده و پیچیدگی و تعامل میان آنها هرگز

1. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA).

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

نمی‌توان آینده را به‌طور دقیق پیش‌بینی کرد. از این روی متخصصان آینده‌نگری انتخاب محتمل‌ترین تصویر آینده را چندان درست نمی‌دانند. چرا که باید سناریوهای مختلفی را برای برنامه‌ریزی به‌کار برد. بنابراین اگر سناریو شامل همه‌ی تصاویر ممکن آینده باشد می‌تواند ابزار قدرتمندی برای برنامه‌ریزی به‌شمار آید. چنان‌که با بهره‌برداری از روش تأثیرات متقابل و به‌کارگیری این سناریو، به خوبی می‌توان به استقبال آینده رفت (بزرگی، ۱۳۸۸). از این رو در این مطالعه به‌منظور پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی سه سناریو احتمالی برای متغیرهای مستقل در نظرگرفته و سپس براساس آنها مقادیر آتی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی پیش‌بینی می‌شود. سناریوهای محتمل در جدول ۳ ارائه شده است.[1]

جدول۳. رشد سالانه متغیرهای مستقل براساس سناریوهای مختلف

سناریو	رشد سالانه تولید ناخالص داخلی	رشد سالانه جمعیت
سناریو A	٪۵	٪۲
سناریو B	٪۳	٪۱/۵
سناریو C	٪۲	٪۱

منبع: یافته‌های تحقیق

۲.۵. پیش‌بینی متغیرهای مستقل با استفاده از الگوی خودرگرسیو میانگین متحرک

بطورکلی، مدل‌های $ARIMA$ ارائه شده توسط باکس و جنکیز[2] (۱۹۷۶) یک رویکرد سنتی جهت پیش‌بینی بوده که در آن ارزش آینده یک متغیر ترکیب خطی از ارزش‌های گذشته و خطاهای گذشته است.

در مدلسازی‌های اقتصادی از جمله مدل خودرگرسیو میانگین متحرک($ARMA$) لازم است سری زمانی به‌شکل مانا وارد مدل شود. در صورت مانا نبودن مدل خودرگرسیو میانگین متحرک $ARMA(p,q)$ به مدل خود رگرسیو میانگین متحرک انباشته $ARIMA(p,d,q)$ تبدیل می‌شود. حالت کلی برای الگوی $ARIMA(p,d,q)$ برای یک سری مانا از درجه d به‌صورت زیر نوشته می‌شود:

$$ARIMA(p,d,q): \Delta^d y_t = \alpha + \beta_1 \Delta^d y_{t-1} + \cdots + \beta_p \Delta^d y_{t-p} + \varepsilon_t + \gamma_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \gamma_1 \varepsilon_{t-1} + \gamma_p \varepsilon_{t-p} + v_t \quad (۱۲)$$

۱. پیش‌بینی متغیرهای مستقل در ضمیمه(۵) قابل مشاهده است.

2. G. E. P. Box and G. M. Jenkins

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

در معادله فوق y_t و ε_t به‌ترتیب نشان دهنده‌ی مقادیر واقعی و خطای تصادفی تخمین در زمان t و همچنین p و q نیز نشان دهنده‌ی وقفه‌های خودرگرسیو و میانگین متحرک در الگو هستند(مهرگان و همکاران، ۱۳۹۱).

معمولاً برای تخمین الگوهای $ARMA$ و $ARIMA$ از روش باکس- جنکینز استفاده می‌شود که دارای سه مرحلهٔ شناسایی، تخمین و تشخیص دقت پردازش است(صادقی و همکاران، ۱۳۹۰). تعداد جملات خودرگرسیو و تعداد جملات میانگین متحرک معمولاً بااستفاده از توابع خودهمبستگی[1] و خود همبستگی جزئی[2] براساس مراحل باکس- جنکینز محاسبه می‌شود. اما از آنجایی که ممکن است مدل‌های دیگری وجود داشته باشند که مقدار آکائیک یا شوارتز کمتری داشته باشند و بر الگویی که براساس توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی پیشنهاد شده است ترجیح داده شوند، مدل‌های دیگر نیز بررسی می‌شود(صادقی و همکاران، ۱۳۹۰). قبل از برآورد الگوی فوق بررسی مانایی سری‌های زمانی تحت بررسی ضروری است. از این رو ابتدا با استفاده از آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته[3] مانایی متغیرهای جمعیت و تولید ناخالص داخلی بررسی‌شده که نتایج آن در جدول ۴ قابل مشاهده است.

جدول ٤. بررسی مانایی متغیرهای تولید ناخالص داخلی و جمعیت

متغیر	عرض از مبدا و روند	آماره در سطح ۵٪	آماره محاسبه شده
GDP	با عرض‌از مبدا و روند	-۳/۵۷۴۲	-۰/۷۴۷۷
$D(GDP)$	با عرض‌از مبدا و روند	-۳/۵۸۷۵	-۴/۷۱۹۲
POP	با عرض‌از مبدا و روند	-۳/۵۷۴۲	-۳/۶۰۹۲

منبع: یافته‌های تحقیق

همانگونه که مشاهده می‌شود متغیر جمعیت در سطح، با عرض‌از مبدا و روند مانا بوده و متغیر تولید ناخالص داخلی با یک بار تفاضل‌گیری، با عرض‌از مبدا و روند مانا شده است. پس از بررسی مانایی براساس مراحل فوق بهترین مدل با کمترین میزان آکائیک(AIC) برای متغیرها به‌صورت زیر حاصل شد.

$$\Delta GDP_t = 13.2050 - 0.8441\Delta GDP_{t-1} + 1.3950\varepsilon_{t-1} + 0.4487\varepsilon_{t-2} \qquad AIC=7.897 \quad (۱۳)$$

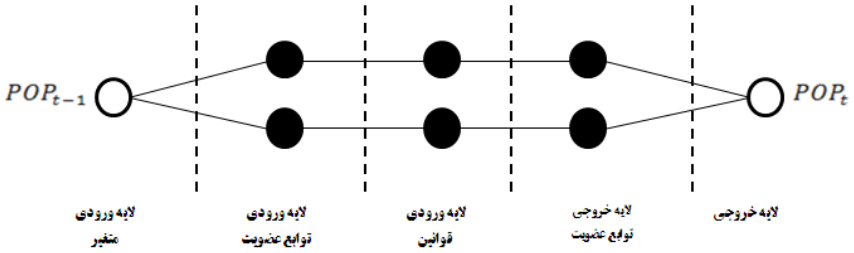
$$POP_t = 116.1609 - 0.9794POP_{t-1} + 0.5852\varepsilon_{t-1} + 0.9036\varepsilon_{t-2} \qquad AIC=4.985 \quad (۱۴)$$

1. Auto Coloration
2. Partial Auto Coloration
3. Augmented Dickey-Fuller

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

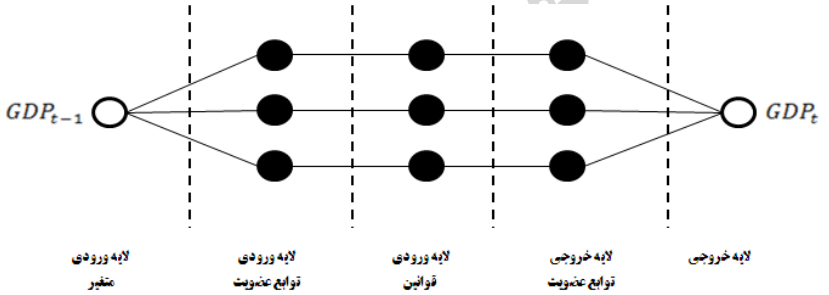
۳.۵. پیش‌بینی متغیرهای مستقل با استفاده از *PSO-ANFIS*

به‌منظور پیش‌بینی متغیرهای جمعیت و تولید ناخالص داخلی بااستفاده از الگوی عصبی- فازی کاراترین سیستم با بهترین نتایج به‌کمک الگوریتم انبوه ذرات به‌صورت شکل‌های ۷ و ۸ طراحی شد.



شکل ۷. *PSO-ANFIS* پیش‌بینی کننده *POP*

منبع: یافته‌های تحقیق



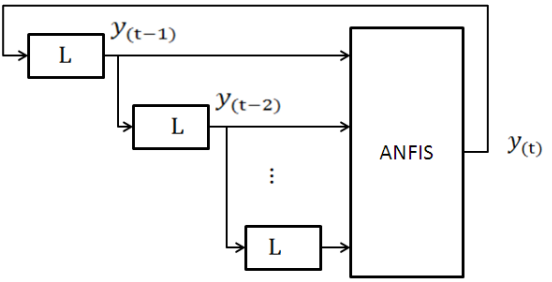
شکل ۸. *PSO-ANFIS* پیش‌بینی کننده *GDP*

منبع: یافته‌های تحقیق

الگوی عصبی- فازیِ پیش‌بینی‌کننده متغیرهای مستقل به‌کمک یک حلقهٔ شبیه‌سازیِ بسته[1] در نرم‌افزار *MATLAB* پیاده شده که ساختار آن بصورت شکل ۹ قابل ارائه است:

1. Close loop

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]



شکل ۹. ساختار سیستم عصبی- فازی تک ورودی تک خروجی

منبع: آزاده و همکاران(۲۰۱۰)

شکل ۷ و ۸ به‌ترتیب نشان‌دهنده ساختار نهایی سیستم عصبی- فازی طراحی شده به وسیله الگوریتم انبوه ذرات با سه تابع عضویتِ سیگموئید، یک ورودی(GDP_{t-1}) و یک خروجی(GDP_t) به‌منظور پیش‌بینی تولیدناخالص‌داخلی و سیستمی با دو تابع عضویتِ گاوسی، یک ورودی(POP_{t-1}) و یک خروجی(POP_t) به‌منظور پیش‌بینی جمعیت است.

۴.۵. مقایسه عملکرد الگوی *ARIMA* و *PSO-ANFIS*

به‌منظور بررسی عملکرد الگوهای *ARIMA* و *PSO-ANFIS* از معیارهای میانگین مربع خطا، مجذور میانگین مربع خطا، میانگین قدرمطلق خطا، میانگین قدرمطلق درصد خطا استفاده شده که نتایج آن در جدول ۵ قابل مشاهده است.

جدول ۵. بررسی کارایی الگوی *PSO-ANFIS* و*ARIMA* در پیش‌بینی *POP* و *GDP* طی سال‌های ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۹

الگو	متغیر	*MAPE*	*MAE*	*RMSE*	*MSE*
الگوی *PSO-ANFIS*	جمعیت	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰
	تولید ناخالص داخلی	$۱/۷۰۰۳\times ۱۰^{-۲۸}$	$۹/۱۶۸۳\times ۱۰^{-۲۸}$	$۲/۲۸۲۹\times ۱۰^{-۲۸}$	$۵/۲۱۱۶\times ۱۰^{-۲۸}$
الگوی *ARIMA*	جمعیت	۰/۰۱۰۶	۰/۷۹۳۶	۰/۸۸۹۳	۰/۷۹۰۹
	تولید ناخالص داخلی	۰/۰۹۳۴	۵۰/۴۰۴۶	۵۷/۸۴۳۵	۳۳۴۵/۸۶۵۵

منبع: یافته‌های تحقیق

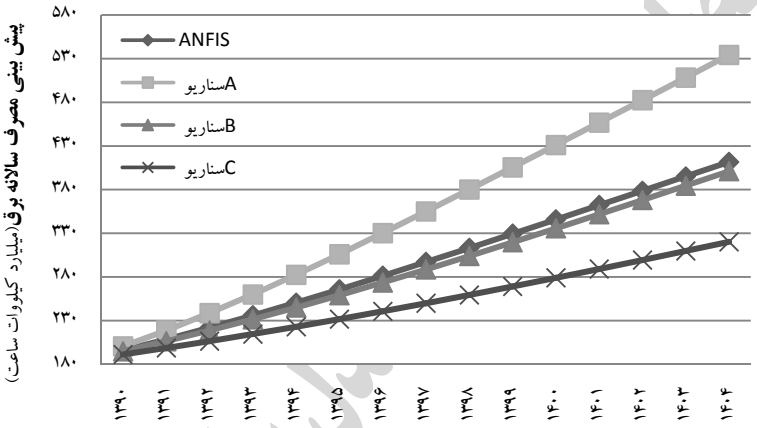
همانگونه که مشاهده می‌شود الگوی عصبی- فازی با داشتن حداقل مقدار در کلیه معیارهای خطا، در شبیه‌سازی هر دو متغیر جمعیت و تولید ناخالص داخلی طی سال‌های ۱۳۵۹ تا ۱۳۸۹ کارایی بالاتری داشته است. از این رو در پاسخ به سوال مطرح شده در بخش مقدمه می‌توان گفت استفاده از مفاهیم

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

فازی قدرت پیش‌بینی سری‌های زمانی را افزایش می‌دهد. لذا به منظور پیش‌بینی تقاضای آتی انرژی الکتریکی نیز می‌توان با اطمینان بالایی از این الگو در پیش‌بینی متغیرهای مستقل مدل بهره برد.[۱]

۵.۵. پیش‌بینی روند آتی تقاضای انرژی‌الکتریکی

پس از پیش‌بینی روند متغیرهای مستقل، با جایگذاری آنها در سیستم عصبی- فازی طرحی شده در قسمت قبل(۱.۴) می‌توان روند آتی تقاضای انرژی‌الکتریکی تا سال ۱۴۰۴ را نیز پیش‌بینی کرد. نمودار ۴ نشان‌دهنده پیش‌بینی روند آتی تقاضای انرژی‌الکتریکی تا سال ۱۴۰۴ است.



نمودار٤. پیش‌بینی روند تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی

منبع: یافته‌های تحقیق

همانگونه که مشاهده می‌شود نتایج سناریو A که بصورت یک سناریو خوش‌بینانه در نظر گرفته‌شده است با یک تخمین بیش از حد[۲]، نشان می‌دهد که میزان مصرف انرژی در سال ۱۴۰۴ که افق سند چشم‌انداز ۲۰ ساله کشور محسوب می‌شود به ۵۳۴ میلیاردکیلووات ساعت خواهد رسید. نتایج سناریوC نیز که بصورت یک سناریو بدبینانه در نظر گرفته‌شده است با یک تخمین کمتر از حد[۳]، میزان مصرف انرژی در سال ۱۴۰۴ را در حدود ۳۲۰ میلیادکیلووات ساعت پیش‌بینی می‌کند. سناریو B که بصورت یک سناریو بینابین ارائه شده است مصرف انرژی در این سال را ۴۰۱ میلیارد کیلووات ساعت پیش‌بینی می‌کند. همچنین نتایج الگوی $ANFIS$ این میزان را برابر با ۴۱۱ میلیاردکیلووات

۱. یکی از نتایج ضمنی این مطالعه نشان‌دادن برتری الگوی عصبی-فازی در پیش‌بینی سری‌های زمانی نسبت به الگوی ARIMA است.

2. Overestimation

3. Underestimation

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

ساعت پیش‌بینی می‌کند. با دقت در نتایج فوق می‌توان دریافت که پیش‌بینی الگوی *ANFIS* که براساس روند زمانی داده‌های تاریخی متغیرهای اقتصادی- اجتماعی کشور ارائه شده است، بسیار نزدیک به پیش‌بینی سناریو *B* است که این امر نشان می‌دهد، سناریو *B* بسیار نزدیک به واقعیت موجود در داده‌های تاریخی مورد استفاده در این مطالعه است. از این‌رو در پاسخ به سوال مطرح‌شده در بخش مقدمه می‌توان بیان داشت که محتمل‌ترین سناریو برای پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی کشور سناریو *B* است که براساس آن میزان مصرف انرژی‌الکتریکی برابر با ۴۰۱ میلیارد کیلووات ساعت خواهد بود.

٦. نتیجه گیری

انرژی‌الکتریکی نقش اساسی در توسعه جوامع داشته و به‌عنوان یکی از عوامل تولید در بخش‌های مختلف اقتصاد بکار می‌رود. در این مطالعه به‌منظور مدلسازی و پیش‌بینی روند آتی تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی کشور با در نظرگرفتن ابهام موجود در متغیرهای اثرگذار بر آن و روند غیرخطی آن از الگوریتم ترکیبی *PSO-ANFIS* به‌منظور واردکردن ابهام و عدم‌قطعیت در مدلسازی و همچنین یافتن ساختار بهینه شبکهٔ عصبی- فازی استفاده شد. الگوریتم استفاده‌شده نسبت به سایر روش‌های هوشمند به داده‌های کمتری برای مدلسازی احتیاج داشته و همچنین ساختار سیستم استنتاج عصبی- فازی را بصورت بهینه طراحی می‌کند. نتایج مطالعه همانند مطالعات انجام شده توسط آزاده و همکاران(۲۰۱۰) قدرت توضیح‌دهندگی جمعیت و تولید ناخالص داخلی در تخمین تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی را تائید می‌کند. از سوی‌دیگر بررسی کارایی شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی بااستفاده از *PSO-ANFIS* و مقایسهٔ آن با الگوی *ARIMA* قدرت بالاتر مدلسازی و پیش‌بینی آن را اثبات می‌کند. با توجه به این نکته که پیش‌بینی صحیح تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی برای سیاست‌گذاران، فعالان و سرمایه‌گذاران در صنعت برق امری ضروری است. پس از اطمینان از قدرت سیستم طراحی شده، تقاضای بلندمدت انرژی‌الکتریکی کشور براساس سناریوهای مختلف تا سال ۱۴۰۴ پیش‌بینی گردید و نتایج نشان داد که براساس محتمل‌ترین سناریو، این میزان تقاضا به ۴۰۱ میلیاردکیلووات ساعت خواهد رسید.

با توجه به نتایج تحقیق، استفاده از الگوریتم ارائه شده به‌منظور پیش‌بینی مطلوب‌تر و دقیق‌تر تقاضای بلندمدت انرژی الکتریکی و توسعه سیاست‌های مختلف در بخش انرژی کشور پیشنهاد می‌شود. همچنین پیشنهاد می‌شود از این تکنیک در مطالعات آتی به‌منظور پیش‌بینی سایر حامل‌های انرژی در بخش‌های مختلف اقتصادی استفاده شود. با توجه به قدرت بالای پیش‌بینی تکنیک پیشنهادی، مقایسه

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]
[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

این تکنیک با دیگر روش‌ها در پیش‌بینی سایر متغیرهای اقتصادی در مطالعات آتی نیز دست‌کم می‌تواند شاهدی بر کارآمدی آن باشد.

منابع و مآخذ

بختیاری، صادق و مرتضی یزدانی(۱۳۸۹)، تخمین الگوی پویای مصرف برق و لزوم اصلاح یارانه‌های انرژی، *دومین کنفرانس سراسری اصلاح الگوی مصرف انرژی‌الکتریکی*، ۳تا۴ اسفند، اهواز، دانشگاه شهیدچمران.

بزرگی، محمدرضا(۱۳۸۸)، روش‌های پژوهش در حوزهٔ آینده اندیشی، *مجلهٔ کتاب ماه علوم اجتماعی*، ۱۴، صص: ۱۴-۱۹.

بهبودی، داود؛ اصغرپور، حسین و محمدحسن قزوینیان (۱۳۸۷)، بررسی رابطه‌ی مصرف کل برق و رشد اقتصادی ایران (۱۳۸۵- ۱۳۴۶)، *فصلنامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی*، ۵(۱۷)، صص: ۵۷-۷۲.

پورکاظمی، محمد؛ افسر، امیر و بیژن نهاوندی(۱۳۸۴)، مطالعه تطبیقی روش‌های خطی *ARIMA* و غیرخطی شبکه‌های عصبی- فازی در پیش‌بینی تقاضا اشتراک گاز شهری، *مجله تحقیقات اقتصادی*، ۷۱، صص ۱۳۳-۱۴۶.

چگینی‌آشتیانی، علی و مهدی جلولی(۱۳۹۱)، برآورد تابع تقاضای برق و پیش‌بینی آن برای افق چشم‌انداز ۱۴۰۴ ایران و نقش آن در توسعه کشور با توجه به هدفمند شدن یارانه‌های انرژی، *پژوهش‌های رشد و توسعه اقتصادی*، ۲(۷)، صص: ۱۹۱-۱۶۹.

حساب‌های ملی سالانه بانک بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران (*cbi.ir*).

سالنامه‌های آماری مرکز آمار ایران (*salnameh.sci.org.ir*).

سهرابی، حسین؛ صادقی، حسین؛ علی‌اکبر، افضلیان؛ حقانی، محمود(۱۳۹۱)، مقایسه کارایی الگوی ARIMA و شبکه عصبی GMDH در پیش‌بینی تقاضای بلندمدت برق، *بیست‌وهفتمین کنفرانس بین‌المللی برق*،۲۲تا۲۴ آبان، تهران، پژوهشگاه نیرو.

صادقی، حسین؛ ذولفقاری، مهدی؛ الهام نژاد، مجتبی(۱۳۹۰)، مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی و مدل ARIMA در مدلسازی و پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سبد نفت اوپک(با تاکید بر انتظارات تطبیقی)، *فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی*، ۸(۲۸)، صص: ۲۵-۴۷.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

طاهری، محمود؛ ماشین‌چی، ماشاالله(۱۳۸۷)، **مقدمه‌ای بر احتمال و آمار فازی**، انتشارات شهید باهنر، کرمان.

کوره‌پزان‌دزفولی، امین(۱۳۸۴)؛ **تئوری مجموعه‌های فازی**، انشارات جهاد دانشگاهی واحد امیرکبیر، تهران.

گزارشات آماری شرکت توانیر(*www2.tavanir.org.ir*).

مهرگان، نادر؛ سهرابی‌وفا، حسین و یونس سلمانی (۱۳۹۱)، **کاربرد متلب در آمار و اقتصادسنجی**، انتشارات نورعلم، تهران.

مهرگان، نادر؛ محمدی، سارا و محمود حقانی(۱۳۸۸)، تجزیه و تحلیل تغییرات مصرف برق در بخش کشاورزی، ششمین *کنفرانس اقتصاد کشاورزی ایران*، ۱۴ تا ۱۵ بهمن، کرج، پردیس کشاورزی و منابع‌طبیعی دانشگاه تهران.

Amarawickrama, H. A. and Hunt, L. C.(2007). "Electricity Demand for Sri Lanka: A Time Series Analysis", Surrey Energy Economics Centre (SEEC), School of Economics Discussion Papers (SEEDS) 118, Surrey Energy Economics Centre (SEEC), School of Economics, University of Surrey.

Aminifard, A. (2002), "The Estimation of Demand for Electricity at Homes in Iran: A Cointegration Approach (1967-1999)", M.A. Thesis (Economics): Shiraz University.

Ang, B.W.(1988), "Electricity-output Relation and Sectoral Electricity Use, The case of East and South East Asian Developing Countries", *Energy Policy*, 16(2): 115-121.

Assareh, E., Behrang, M.A., Assari, M.R. and Ghanbarzadeh, A.(2010). "Application of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm) techniques on demand estimation of oil in Iran", *Energy*, 35: 5223-5229.

Azadeh, A., Saberi, M. and Azadmanesh, S.M. (2010). "An adaptive network based fuzzy inference system–auto regression–analysis of variance algorithm for improvement of oil consumption estimation and policy making: The cases of Canada, United Kingdom, and South Korea", *Applied Mathematical Modeling*, 35: 581–593.

Azadeh, A. Sabri,M. and Ghorbani,S. (2010). "Forecasting oil production by adaptive neuro fuzzy inference system", *Journal of Scientific & Industrial Research*, 69:194-203.

Azadeh, A., Asadzadeh,S.M. and Ghanbari,A. (2010). "An adaptive network-based fuzzy inference system for short-term natural gas demand estimation: Uncertain and complex environments", *Energy Policy*, 38:1529–1536.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

Azadeh, A., Khakestani,M. and Saberi,M. (2009). “A flexible fuzzy regression algorithm for forecasting oil consumption estimation”, *Energy Policy*, 37 :5567–5579.

Azadeh, A., Saberi M. and Ghorbani, M. S. (2010). “AN ANFIS algorithm for improved forecasting of oil consumption: a case study of USA, Russia, India and Brazil”, *Journal of Scientific & Industrial Research*, 69: 194-203.

Azadeh, A., Saberi, M., Nadimi, I. and Behrooznia, V. M. A. (2010). “An Integrated Intelligent Neuro-Fuzzy Algorithm for Long-Term Electricity Consumption: Cases of Selected EU Countries”, *Acta Polytechnica Hungarica*, 7: 71-90.

Azadeh, A., Tasaoudani, B., Anvarian, N. and sabri,M. (2010). “An Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System for Long-Term Electricity Consumption Forecasting (2008-2015);A Case Study of the Group of Eight (G8)”, The 14th Asia Pacific Regional Meeting of International Foundation for Production Research, Melaka, paper540.

Bianco, V., Manca, O. and Nardini, S. (2009). “Electricity consumption forecasting in Italy using linear regression models”, Energy, 34: 1413-1421.

Box, G. E. P., and Jenkins, G. M. (1976). “Time Series Analysis: Forecasting and Control”. Holden-Day.

Chen, M. Y. (2013). “A hybrid ANFIS model for business failure prediction utilizing particle swarm optimization and subtractive clustering”, *Information Sciences*, 220: 180-1950.

Clerc, M. (2006) “Particle Swarm Optimization”, British Library Cataloguing in Publication Data, London.

Dilaver, Z. and Hunt, L. C. (2011). “Turkish aggregate electricity demand: An outlook to 2020” Surrey Energy Economics Centre (SEEC), School of Economics Discussion Papers (SEEDS) 132, Surrey Energy Economics Centre (SEEC), School of Economics, University of Surrey.

Ebrahimi, K. (2010), “Modeling And Forecasting Long-Term Natural Gas(NG) Consumption In Iran, Using Particle Swarm Optimization(PSO)”, Master Thesis Computer Engineering: Hogskolan Dalarna, Swedish.

Ferguson, R., Wilkinson, W. and Hill, R. (2000). “Electricity Use and Economic Development”, *Journal of Energy Policy*, 28: 923–934.

Ghaffari, A. and Zare, S. (2009). “A novel algorithm for prediction of crude oil price variation based on soft computing”, *Energy Economics*, 31:531–536.

Iranmanesh, H., M. and miranian, A. (2011). “Forecasting energy consumption using fuzzy transform and local linear neuro fuzzy models”, *International Journal on Soft Computing*, 2: 11-24.

Jang, J. S. R. (1993). “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System”, *IEEE Transaction on system*, 23: 665-685.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

Jiang, H.M., Kwong, C.K., Ip, W.H. and Wong, T.C. (2012). "Modeling customer satisfaction for new product development using a PSO-based ANFIS approach", *Applied Soft Computing*, 12: 726-734.

Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995), "Particle Swarm Optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 4: 1942–1948.

Kucukdeniz, T. (2010). "Long Term Electricity Demand Forecasting: An Alternative Approach with Support Vector Machines", Istanbul University of Engineering Sciences, 1:45-53.

Lin, B. Q. (2003), "Electricity Demand in the People's Republic of China", ERD Working Paper series, No.37, Economics and Research Department.

MEHRARA, M. (2007). "Energy Consumption and Economic Growth: The Case of Oil Exporting Countries", *Energy Policy*, 35: 2939-2945.

Mohamed, Z. and Bodger, P. (2005). "Forecasting electricity consumption in New Zealand using economic and demographic variables", *Energy*, 30: 1833-1843.

Mordjaoui, M. and boudjema, B. (2011). "Forecasting and Modeling Electricity Demand Using Anfis Predictor", *Journal of Mathematics and Statistics*, 7: 275-281.

Pajouyan, J. (2000). "A Pricing Policy of Electricity Sector in Iran: A Ramsey Approach", *Economic Research*, 14: 39-61.

Pousinho, H. M. I., Mendes, V.M.F. and Catalão, J.P.S. (2011). "A hybrid PSO–ANFIS approach for short-term wind power prediction in Portugal", *Energy Conversion and Management*, 52: 397-402.

Pousinho, H. M. I., Mendes, V.M.F., Catalão, J.P.S. (2012). "Short-term electricity prices forecasting in a competitive market by a hybrid PSO–ANFIS approach", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 39: 29-35.

Rosenberg, N. (1998). "The role of electricity in industrial development", *The Energy Journal*, 19: 7–24.

Shuvra, M. A., Mostafijur R., Arshad A. and Shahidul I. K. (2011). "Modeling and Forecasting Demand for Electricity in Bangladesh Econometrics Model", *International Conference on Economics, Trade and Development*, ipedr vol.7, iacsit press, Singapore.

Takagi,T. and Sugeno,M. (1985). "Fuzzy Identification of Systems and Its Application To Modeling and Control", *IEEE transactions on systems*,1:116-132.

Tanaka, H., Uejima, S. and Asai, K. (1982). "Linear Regression Analysis with Fuzzy Model", *IEEE Transactions on Systems*, Man and Cybernetics,12: 903-907.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

Wei, L.Y. (2013). "A GA-weighted ANFIS model based on multiple stock market volatility causality for TAIEX forecasting", *Applied Soft Computing*, 13: 911-920.

Yu, S., Wei, Y.-M., Wang, K. (2012a). "A PSO–GA optimal model to estimate primary energy demand of China", *Energy Policy*, 42: 329-340.

Yu, S., Zhu, K., Zhang, X. (2012b). "Energy demand projection of China using a path-coefficient analysis and PSO–GA approach", *Energy Conversion and Management*, 53: 142-153.

ضمیمه‌ها

ضمیمه ۱. مراحل کدنویسی الگوریتم انبوه‌ذرات

برای شبیه‌سازی رفتار ذرات و برنامه‌نویسی آن، مراحل زیر انجام می‌شود.

ابتدا پارامترهای زیر تعریف می‌شود:

الف) پارامتر بهترین موقعیت[1] هر ذره(*Pbest*): این پارامتر بیانگر بهترین موقعیتی است که هر ذره در طول اجرای الگوریتم می‌تواند کسب کرده باشد.

ب) پارامتر بهترین موقعیت تمام ذرات[2](*Gbest*): این پارامتر بهترین موقعیتی را که ذرات در طول اجرای الگوریتم کسب کرده‌اند، نشان می‌دهد.

ج) پارامتر شناخت فردی[3] (c_1): این کمیت باعث می‌شود که ذره به سمت بهترین نقطه‌ای که خود و همسایگانش پیدا کرده‌اند، حرکت کند. این ضریب به‌عنوان ضریب تحریک به‌کار می‌رود.

د) پارامتر شناخت اجتماعی[4](c_2): این ضریب که باعنوان ضریب تحریک نیز به‌کار می‌رود، باعث می‌شود که ذره به سمت بهترین نقطه ای که ذرات تا به حال کسب کرده‌اند حرکت کند.

ه) ضریب اینترسی[5](w): این ضریب، باعث ایجاد تعادل در جستجوی محلی و جستجوی کلی در الگوریتم می‌شود.

---

1. The best Position of Individual
2. The best Position of Group
3. The Recognition of Individual
4. The Social Cognitive
5. Inertia Weight

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

و) پارامتر شتاب[1] (v): این پارامتر، سرعت تغییر موقعیت ذره در محیط جستجو را نشان می‌دهد.

اکنون فرض کنید ذره jام دارای بعد (g) باشد که به‌صورت زیر بیان شود:

$$x_j = [x_{j,1}\ x_{j,2}\ \dots\ x_{j,g}] \tag{۱۵}$$

و هر ذره دارای یک *Pbest* و تمام ذرات دارای یک *Gbest* به صورت زیر هستند:

$$pbest_j = [pbest_{j,1}\ pbest_{j,2}\ \dots\ pbest_{j,g}] \tag{۱۶}$$

آنگاه تغییر موقعیت ذره براساس پارامتر شتاب نیز به‌صورت زیر خواهد بود:

$$v_{j,g}^{(t+1)} = wv_{j,g} + c_1.Rand.\left(Pbest_{j,g} - x_{j.g}^{t}\right) + c_2.Rand.\left(Gbest_{j,g} - x_{j.g}^{t}\right) \tag{۱۷}$$

$$v_{min} \le v_{j,g}^{(t+1)} \le v_{max}$$

$$x_{j,g}^{(t+1)} = x_{j,g}^{(t)} + v_{j,g}^{(t+1)} \qquad \begin{matrix} j = 1,2,\dots,n \\ g = 1,2,\dots,m \end{matrix} \tag{۱۸}$$

در روابط (۱۱) و (۱۲)، مقدار x بیانگر موقعیت ذره، n تعداد ذرات گروه و m تعداد اعضای تشکیل دهنده ذره و تابع *Rand* تولیدکننده یک مقدار تصادفی بین صفر و یک هستند (ابراهیمی، ۲۰۱۰).[2]

1. Velocity

۲. برای مطالعه بیشتر در مورد الگوریتم بهینه‌یابی انبوه ذرات مراجعه کنید به: (Clerc، ۲۰۰۶)

فصلنامه تحقیقات مدل سازی اقتصادی

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

ضمیمه۲. توابع عضویت مورد استفاده در *PSO-ANFIS*

Gaussmf	$f(x) = exp\left((-(x-c)^2)/(2\times\sigma^2)\right)$	
Gauss2mf	$f_1(x) = exp\left((-(x-c_1)^2)/(2\times\sigma_1^2)\right)$ $f_2(x) = exp\left((-(x-c_2)^2)/(2\times\sigma_2^2)\right)$ $f(x) = f_1(x)\times f_2(x)$	
psimf	$f(x) = \left(1/\left(1+exp(-\alpha_1\times(x-c_1))\right)\right)/\left(1/\left(1+exp(-\alpha_2\times(x-c_2))\right)\right)$	
dsimf	$f(x) = \left(1/\left(1+exp(-\alpha_1\times(x-c_1))\right)\right)-\left(1/\left(1+exp(-\alpha_2\times(x-c_2))\right)\right)$	
gbellmf	$f(x) = \left(1/\left(1+abs\left((x-c)/a\right)\right)^{(2\times b)}\right)$	
pimf	$f(x) = 0$ $f(x) = 2\times\left((x-a)/(b-a)\right)^2$ $f(x) = 1-2\times((x-b)/(b-a))^2$ $f(x) = 1$ $f(x) = 1-2\times((x-c)/(d-c))^2$ $f(x) = 2\times\left((x-d)/(d-c)\right)^2$ $f(x) = 0$	$if\ \ x\le a$ $if\ \ a<x\le(a+b)/2$ $if\ \ (a+b)/2a<x<b$ $if\ \ b\le x\le a$ $if\ \ c<x\le(c+d)/2$ $if\ \ (c+d)/2<x<d$ $if\ \ x\ge d$
trimf	$f(x) = 0$ $f(x) = (x-a)/(b-a)$ $f(x) = (c-x)/(c-b)$ $f(x) = 0$	$if\ \ x\le a$ $if\ \ a\le x\le b$ $if\ \ b\le x\le c$ $if\ \ c\le x$
tripmf	$f(x) = 0$ $f(x) = (x-a)/(b-a)$ $f(x) = 1$ $f(x) = (c-x)/(c-b)$ $f(x) = 0$	$if\ \ x\le a$ $if\ \ a\le x\le b$ $if\ \ b\le x\le c$ $if\ \ c\le x\le d$ $if\ \ d\le x$

ضمیمه۳. قوانین تدوین شده در *PSO-ANFIS*[1]

1	*If (GDP is L) and (POP is L) then E is :*	*0.0189GDP+ 0.0454POP-0.0364*	*(1)*
2	*If (GDP is L) and (POP is M) then E is:*	*-0.0213GDP-0.5506POP+0.2316*	*(1)*
3	*If (GDP is L) and (POP is H) then E is:*	*1.0449GDP+1.7705POP+1.0012*	*(1)*
4	*If (GDP is M) and (POP is L) then E is:*	*0.0198GDP+ 0.4055POP+0.2084*	*(1)*
5	*If (GDP is M) and (POP is M) then E is:*	*1.2193GDP+0.9120POP-0.5085*	*(1)*
6	*If (GDP is M) and (POP is H) then E is:*	*-0.0668GDP+2.5181POP-1.4542*	*(1)*
7	*If (GDP is H) and (POP is L) then E is:*	*-0.0211GDP+0.0100POP+0.0174*	*(1)*
8	*If (GDP is H) and (POP is M) then E is:*	*-0.3448GDP+0.6911POP+1.0094*	*(1)*
9	*If (GDP is H) and (POP is H) then E is:*	*0.7617GDP+0.9889POP-0.7686*	*(1)*

۱. در قسمت مقدمِ قوانین L، M و H به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ متغیرهای زبانیِ کم، متوسط و زیاد و اعداد داخل پرانتز وزن قوانین هستند.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

ضمیمه ٤.

الف: شبیه‌سازی و پیش‌بینی تقاضای انرژی الکتریکی براساس نتایج روش‌های مختلف پیش‌بینی

سال	تقاضای واقعی	تقاضای پیش‌بینی شده	سال	تقاضای واقعی	تقاضای پیش‌بینی شده
۱۳۵۹	۱۶.۹	۱۶.۹	۱۳۷۵	۶۹.۷	۶۹
۱۳۶۰	۱۸.۲	۱۸.۲	۱۳۷۶	۷۳.۴	۷۳.۶
۱۳۶۱	۲۱.۱	۲۱.۱	۱۳۷۷	۷۷.۶	۷۸.۴
۱۳۶۲	۲۵.۲	۲۵.۲	۱۳۷۸	۸۴.۷	۸۴.۱
۱۳۶۳	۲۸.۲	۲۸.۱	۱۳۷۹	۹۰.۴	۹۰.۱
۱۳۶۴	۳۰.۸	۳۰.۷	۱۳۸۰	۹۷.۲	۹۷.۵
۱۳۶۵	۳۲.۶	۳۳.۱	۱۳۸۱	۱۰۵	۱۰۵
۱۳۶۶	۳۴.۷	۳۴.۲	۱۳۸۲	۱۱۵	۱۱۵
۱۳۶۷	۳۶.۱	۳۶.۳	۱۳۸۳	۱۲۴	۱۲۴
۱۳۶۸	۴۰	۳۹.۹	۱۳۸۴	۱۳۳	۱۳۳
۱۳۶۹	۴۵.۱	۴۵.۱	۱۳۸۵	۱۴۵	۱۴۴
۱۳۷۰	۴۹.۲	۴۹.۳	۱۳۸۶	۱۵۲	۱۵۵
۱۳۷۱	۵۲.۳	۵۲.۸	۱۳۸۷	۱۶۱	۱۶۱
۱۳۷۲	۵۸.۱	۵۷.۵	۱۳۸۸	۱۶۸	۱۷۰
۱۳۷۳	۶۳.۶	۶۳.۱	۱۳۸۹	۱۸۴	۱۸۴
۱۳۷۴	۶۵.۹	۶۶.۷			

ب: پیش‌بینی تقاضای انرژی‌الکتریکی براساس روش‌های مختلف پیش‌بینی

سال	پیش‌بینی براساس نتایج ANFIS	پیش‌بینی براساس سناریوA	پیش‌بینی براساس سناریوB	پیش‌بینی براساس سناریوC
۱۳۹۰	۱۹۵.۹۱۸۲	۲۰۰.۵۴۱۴	۱۹۴.۸۶	۱۹۱.۱۹۲۴
۱۳۹۱	۲۰۸.۵۷۵۵	۲۱۸.۷۵۴۲	۲۰۶.۴۰۳۷	۱۹۸.۶۸۸۸
۱۳۹۲	۲۲۱.۹۴۷۵	۲۳۸.۵۹۵۳	۲۱۸.۶۲۶۷	۲۰۶.۴۹۳۴
۱۳۹۳	۲۳۵.۹۷۸۱	۲۵۹.۹۰۳۵	۲۳۱.۵۰۴۸	۲۱۴.۶۰۲۸
۱۳۹۴	۲۵۰.۵۹۱۹	۲۸۲.۴۴۶۳	۲۴۴.۹۹۸۴	۲۲۳.۰۱۰۵
۱۳۹۵	۲۶۵.۷۰۲۶	۳۰۵.۹۶۷۲	۲۵۹.۰۵۵۷	۲۳۱.۷۰۶۹
۱۳۹۶	۲۸۱.۲۲۰۹	۳۳۰.۲۲۲۹	۲۷۳.۶۱۶۵	۲۴۰.۶۷۹۲
۱۳۹۷	۲۹۷.۰۶۰۵	۳۵۵.۰۰۴۳	۲۸۸.۶۱۶۵	۲۴۹.۹۱۲۲
۱۳۹۸	۳۱۳.۱۴۲۶	۳۸۰.۱۴۶	۳۰۳.۹۹۱۲	۲۵۹.۳۸۸۹
۱۳۹۹	۳۲۹.۳۹۷۹	۴۰۵.۵۲۶۸	۳۱۹.۶۷۸۶	۲۶۹.۰۹۰۸
۱۴۰۰	۳۴۵.۷۶۷۷	۴۳۱.۰۶۵۳	۳۳۵.۶۲۲۱	۲۷۸.۹۹۸۵
۱۴۰۱	۳۶۲.۲۰۴۱	۴۵۶.۷۱۴۵	۳۵۱.۷۷۰۹	۲۸۹.۰۹۲۶
۱۴۰۲	۳۷۸.۶۶۹۱	۴۸۲.۴۵۵	۳۶۸.۰۸۱۶	۲۹۹.۳۵۳۶
۱۴۰۳	۳۹۵.۱۳۳۸	۵۰۸.۲۸۸۸	۳۸۴.۵۱۷۹	۳۰۹.۷۶۲۸
۱۴۰۴	۴۱۱.۵۷۷۲	۵۳۴.۲۳۴۸	۴۰۱.۰۵۰۳	۳۲۰.۳۰۲۴

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]

ضمیمه ۵.

الف: پیش‌بینی متغیرهای مستقل براساس سناریوسازی

سال	تولید ناخالص داخلی(هزارمیلیارد ریال)			جمعیت (میلیون نفر)		
	پیش‌بینی با استفاده از سناریو A	پیش‌بینی با استفاده از سناریو B	پیش‌بینی با استفاده از سناریو C	پیش‌بینی با استفاده ازسناریو A	پیش‌بینی با استفاده ازسناریوB	پیش‌بینی با استفاده از سناریو C
۱۳۹۰	۵۶۶.۱۸۰۲۸۳۹	۵۵۵.۳۹۵۸۹۷۶	۵۵۰.۰۰۳۷۰۴۴	۷۶.۲۲۷۶۶	۷۵.۸۵۴	۷۵.۴۸۰۳۳
۱۳۹۱	۵۹۴.۴۸۹۲۹۸۱	۵۷۲.۰۵۷۷۷۴۵	۵۶۱.۰۰۳۷۷۸۵	۷۷.۷۵۲۲۱	۷۶.۹۹۱۸	۷۶.۲۳۵۱۳
۱۳۹۲	۶۲۴.۲۱۳۷۶۳	۵۸۹.۲۱۹۵۰۷۷	۵۷۲.۲۲۳۸۵۴۱	۷۹.۳۰۷۲۶	۷۸.۱۴۶۶۸	۷۶.۹۹۷۴۸
۱۳۹۳	۶۵۵.۴۲۴۴۵۱۲	۶۰۶.۸۹۶۰۹۳	۵۸۳.۶۶۸۳۳۱۱	۸۰.۸۹۳۴	۷۹.۳۱۸۸۸	۷۷.۷۶۷۴۶
۱۳۹٤	۶۸۸.۱۹۵۶۷۳۸	۶۲۵.۱۰۲۹۷۵۸	۵۹۵.۳۴۱۶۹۷۸	۸۲.۵۱۱۲۷	۸۰.۵۰۸۶۷	۷۸.۵۴۵۱۳
۱۳۹۵	۷۲۲.۶۰۵۴۵۷۴	۶۴۳.۸۵۶۰۶۵	۶۰۷.۲۴۸۵۳۱۷	۸۴.۱۶۱۵	۸۱.۷۱۶۳	۷۹.۳۳۰۵۹
۱۳۹٦	۷۵۸.۷۳۵۷۳۰۳	۶۶۳.۱۷۱۷۴۷	۶۱۹.۳۹۳۵۰۲۴	۸۵.۸۴۴۷۳	۸۲.۹۴۲۰۴	۸۰.۱۲۳۸۹
۱۳۹۷	۷۹۶.۶۷۲۵۱۶۸	۶۸۳.۰۶۶۸۹۹۴	۶۳۱.۷۸۱۳۷۲۴	۸۷.۵۶۱۶۲	۸۴.۱۸۶۱۷	۸۰.۹۲۵۱۳
۱۳۹۸	۸۳۶.۵۰۶۱۴۲۷	۷۰۳.۵۵۸۹۰۶۴	۶۴۴.۴۱۶۹۹۹۸	۸۹.۳۱۲۸۵	۸۵.۴۴۸۹۶	۸۱.۷۳۴۳۸
۱۳۹۹	۸۷۸.۳۳۱۴۴۹۸	۷۲۴.۶۶۵۶۷۳۶	۶۵۷.۳۰۵۳۳۹۸	۹۱.۰۹۹۱۱	۸۶.۷۳۰۷	۸۲.۵۵۱۷۳
۱٤۰۰	۹۲۲.۲۴۸۰۲۲۳	۷۴۶.۴۰۵۶۴۳۸	۶۷۰.۴۵۱۴۴۶۶	۹۲.۹۲۱۰۹	۸۸.۰۳۱۶۶	۸۳.۳۷۷۲۴
۱٤۰۱	۹۶۸.۳۶۰۴۲۳۴	۷۶۸.۷۹۷۸۱۳۱	۶۸۳.۸۶۰۴۷۵۶	۹۴.۷۷۹۵۱	۸۹.۳۵۲۱۳	۸۴.۲۱۱۰۱
۱٤۰۲	۱۰۱۶.۷۷۸۴۴۵	۷۹۱.۸۶۱۷۴۷۵	۶۹۷.۵۳۷۶۸۵۱	۹۶.۶۷۵۱	۹۰.۶۹۲۴۱	۸۵.۰۵۳۱۳
۱٤۰۳	۱۰۶۷.۶۱۷۳۶۷	۸۱۵.۶۱۷۵۹۹۹	۷۱۱.۴۸۸۴۳۸۸	۹۸.۶۰۸۶۱	۹۲.۰۵۲۸	۸۵.۹۰۳۶۶
۱٤۰٤	۱۱۲۰.۹۹۸۲۳۵	۸۴۰.۰۸۶۱۲۷۹	۷۲۵.۷۱۸۲۰۷۶	۱۰۰.۵۸۰۸	۹۳.۴۳۳۵۹	۸۶.۷۶۲۶۹

ب: پیش‌بینی متغیرهای مستقل براساس الگوهای *ANFIS* و *ARIMA*

سال	تولید ناخالص داخلی(هزارمیلیارد ریال)		جمعیت (میلیون نفر)	
	پیش‌بینی با ANFIS	پیش‌بینی باARIMA	پیش‌بینی با ANFIS	پیش‌بینی با ARIMA
۱۳۹۰	۵۵۷.۸۳۹	۵۵۵.۳۹۷۷	۷۵.۸۹۲۹۲	۷۵.۸۷۶۵۲
۱۳۹۱	۵۷۶.۷۶۸۴	۵۶۸.۵۸۱۹	۷۷.۰۷۳۷۳	۷۶.۷۰۶۱۵
۱۳۹۲	۵۹۶.۰۱۵۷	۵۸۱.۸۰۴۵	۷۸.۲۷۵۸۲	۷۷.۵۱۸۶۹
۱۳۹۳	۶۱۵.۵۸۷۱	۵۹۴.۹۹۴۷	۷۹.۴۹۹۵۵	۷۸.۳۱۴۵۱
۱۳۹٤	۶۳۵.۴۸۸۱	۶۰۸.۲۱۲۲	۸۰.۷۴۵۳۳	۷۹.۰۹۳۹۳
۱۳۹۵	۶۵۵.۷۲۴۲	۶۲۱.۴۰۶۷	۸۲.۰۱۳۵۴	۷۹.۸۵۷۳
۱۳۹٦	۶۷۶.۳۰۱۱	۶۳۴.۶۲۰۶	۸۳.۳۰۴۶	۸۰.۶۰۴۹۵
۱۳۹۷	۶۹۷.۲۲۴۶	۶۴۷.۸۱۸۱	۸۴.۶۱۸۹۱	۸۱.۳۳۷۲
۱۳۹۸	۷۱۸.۵۰۰۴	۶۶۱.۰۲۹۴	۸۵.۹۵۶۹	۸۲.۰۵۴۳۷
۱۳۹۹	۷۴۰.۱۳۴۶	۶۷۴.۲۲۹۱	۸۷.۳۱۸۹۸	۸۲.۷۵۶۷۷
۱٤۰۰	۷۶۲.۱۳۳۱	۶۸۷.۴۳۸۶	۸۸.۷۰۵۶	۸۳.۴۴۴۷۱
۱٤۰۱	۷۸۴.۵۰۲۱	۷۰۰.۶۳۹۸	۹۰.۱۱۷۱۹	۸۴.۱۱۸۴۸
۱٤۰۲	۸۰۷.۲۴۷۸	۷۱۳.۸۴۸۱	۹۱.۵۵۴۲۱	۸۴.۷۷۸۳۷
۱٤۰۳	۸۳۰.۳۷۶۶	۷۲۷.۰۵۰۴	۹۳.۰۱۷۱۲	۸۵.۴۲۴۶۸
۱٤۰٤	۸۵۳.۸۹۴۹	۷۴۰.۲۵۷۷	۹۴.۵۰۶۳۷	۸۶.۰۵۷۶۷

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2025-12-06]

[DOR: 20.1001.1.22286454.1391.3.10.5.1]