

بهبود کارایی پیش‌بینی تقاضای برق با استفاده از طراحی آزمایشات تاگوچی

علی مروتی شریف آبادی

استادیار دانشکده‌ی اقتصاد، مدیریت و حسابداری دانشگاه یزد، alimorovati_ut@yahoo.com

مهدی حاتمی منش*

کارشناس ارشد مدیریت صنعتی دانشگاه یزد، mehdihatami66@yahoo.com

سید علی محمد بنی فاطمه

کارشناس ارشد مدیریت صنعتی دانشگاه یزد، banifateme89@yahoo.com

مهناز کشاورز

کارشناس ارشد مدیریت صنعتی دانشگاه یزد، keshavarzmah90@yahoo.com

تاریخ دریافت: ۹۲/۰۲/۲۵ تاریخ پذیرش: ۹۲/۱۱/۰۶

چکیده

یک پیش‌بینی خوب تقاضا، پیش‌نیازی ضروری به منظور مدیریت یک سیستم انرژی برق است. در طول سال‌ها، تکنیک‌های پیش‌بینی زیادی با قابلیت‌های متفاوت معرفی شده‌اند. هرچند عوامل مختلف مؤثر بر پیش‌بینی در تحقیقات پیشین کاوش شده‌اند، اما پارامترهای قابل کنترل مربوط به داده‌ها و برهم‌کنش آن‌ها کم‌تر مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. بر همین اساس، این تحقیق، روش تاگوچی را برای بررسی عوامل قابل کنترل مدل پیش‌بینی به کار می‌برد. به همین منظور یک آرایه‌ی متعامد درونی $L_9(3^4)$ برای عوامل قابل کنترل دوره‌ی زمانی داده‌ها، طول افق و تعداد مشاهدات مورد نیاز ایجاد شده است. در ادامه یک طراحی آزمایش انجام گرفته است تا سطوح مناسب هر عامل به دست آید. به صورت هم‌زمان یک آرایه‌ی متعامد بیرونی $L_4(2^3)$ به کار رفت تا پارامترهای ذاتی روش پیش‌بینی (شبکه‌ی عصبی) به عنوان عوامل نوین روش تاگوچی در نظر گرفته شود. این موارد طی یک الگوی ۸ مرحله‌ای و به کمک داده‌های شرکت توزیع برق منطقه‌ای شهر یزد، نشان داده است که مدل پیشنهادی سبب بهبود کیفیت پیش‌بینی و کاهش هزینه‌های آن می‌شود.

طبقه بندی JEL: Q41, E17, C53, C45

کلید واژه: تقاضای برق، بهبود پیش‌بینی، طراحی آزمایشات تاگوچی، شبکه‌ی عصبی

مصنوعی

۱- مقدمه

محدودیت منابع انرژی و افزایش آلودگی‌های زیست محیطی هم‌چون گرم شدن فزاینده‌ی کره‌ی زمین، از یک سو و افزایش هزینه‌های مصرف انرژی از سوی دیگر، سبب شده است تا افراد و سازمان‌ها به فکر مدیریت مصرف انرژی باشند (لی و شی^۱، ۲۰۱۱؛ یاو و چی^۲، ۲۰۱۰). یک پیش‌نیاز ضروری به منظور مطالعه و مدیریت یک سیستم انرژی، پیش‌بینی خوب تقاضاست که نه تنها برای سرمایه‌گذاری کارا در گسترش ظرفیت مورد نیاز است، بلکه نقش مؤثری در نظارت بر مسائل زیست‌محیطی و هم‌چنین تعرفه‌گذاری و طرح‌های مطالعاتی نیز دارد (آکای و آتاک^۳، ۲۰۰۷).

روش‌های پیش‌بینی زیادی با قابلیت‌های متفاوت برای انواع کاربردها معرفی شده‌اند که برخی به تنهایی به پیش‌بینی پرداخته و برخی نیز همراه با دیگر روش‌ها موجب افزایش کارایی پیش‌بینی می‌شوند. اما کارایی و اثربخشی این روش‌ها در پیش‌بینی تقاضای انرژی برق، به صورت قابل توجهی به تعیین دقیق عواملی چون طول افق در نظر گرفته شده، صحت هر افق، هزینه‌ی توسعه، دوره‌ی زمانی داده‌ها، تعداد دفعات بازبینی، نوع کاربرد، توانایی اتوماسیون، ظرفیت شناخت الگوها و تعداد مشاهدات مورد نیاز بستگی دارد (رادائف^۴، ۱۹۹۸). در بین عوامل مذکور، ماکریداکیس و همکاران^۵ (۱۹۸۲) در نتایج تحقیق خود، سه عامل نوع داده (خرد یا کلان)، طول افق و دوره‌ی زمانی داده‌ها را از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر عملکرد یک مدل پیش‌بینی می‌دانند. رادائف نیز سه عامل طول افق، تعداد مشاهدات مورد نیاز و دوره‌ی زمانی داده‌ها را در پیش‌بینی خود مورد بررسی قرار داده است.

علاوه بر موارد مذکور که می‌توانند در انواع روش‌های پیش‌بینی توسط به‌کارگیرندگان تحت کنترل درآیند، عوامل دیگری هم وجود دارند که می‌توانند نتایج پیش‌بینی را تحت تأثیر قرار دهند. یکی از این عوامل به پارامترهای روش پیش‌بینی انتخاب شده که اثر قابل توجهی بر کارایی مدل دارند، مربوط می‌شود. تعیین نادرست هریک از این پارامترها ممکن است به شکل موانع نوین ظاهر شده و هدف پیش‌بینی را تحت تأثیر خود قرار دهد. به‌کارگیرندگان انواع روش‌های پیش‌بینی، معمولاً از روش آزمون و خطا برای دستیابی به سطوح مناسب عوامل قابل کنترل و نوین استفاده می‌کنند که این امر، هزینه و زمان دستیابی به یک پیش‌بینی مطلوب را به شدت افزایش می‌دهد

1- Lee and Shih

2- Yao and Chi

3- Akay and Atak

4- Radaev

5- Makridakis et al

(لین و تی‌سنگ^۱، ۲۰۰۰). به علاوه در تحقیقاتی که در زمینه‌ی شناسایی عوامل کلیدی و اثرات آن‌ها بر کارایی پیش‌بینی انجام شده، به اثر برهم‌کنش بین آن عوامل به صورت هم‌زمان توجهی نشده است، بنابراین ضروری است که روشی قوی توسعه یابد تا عوامل تأثیرگذار بر پیش‌بینی را بر اساس بررسی کامل آثار اصلی و برهم‌کنش آن‌ها رتبه‌بندی کرده و نمایش دهد.

یکی از روش‌هایی که می‌تواند برای حل مسئله‌ی فوق به کار رود، به‌کارگیری طراحی آزمایشات به روش تاگوچی^۲ است که یک روش به‌کار رفته‌ی معمول برای بهینه‌یابی پارامترهای طراحی در سیستم‌های تولید می‌باشد. طراحی آزمایشات تاگوچی، روشی برای در نظر گرفتن عوامل اصلی و برهم‌کنش آن‌ها به صورت هم‌زمان فراهم کرده و می‌تواند عوامل قابل کنترل را رتبه‌بندی و بررسی کند. به علاوه با به‌کارگیری روش تاگوچی، تعداد بررسی‌های تحلیلی لازم برای توسعه‌ی یک طراحی قوی به صورت قابل توجهی کاهش می‌یابد و زمان کلی آزمایش و هزینه‌های آن به حداقل می‌رسد (هونگ^۳، ۲۰۱۲).

بر اساس موارد ذکر شده، هدف این تحقیق بهبود کارایی مدل پیش‌بینی از طریق بهینه‌یابی سطوح پارامترهای قابل کنترل و عوامل نویز در پیش‌بینی تقاضای انرژی برق است. به همین منظور در این تحقیق از رویکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۴ که از پرکاربردترین روش‌های پیش‌بینی است به منظور پیش‌بینی مصرف برق شهر یزد استفاده می‌شود. سپس با استفاده از طراحی آزمایشات تاگوچی ابتدا مهم‌ترین عوامل قابل کنترل مدل پیش‌بینی (بر اساس تحقیق رادائف، ۱۹۹۸) یعنی دوره‌ی زمانی داده‌ها، طول افق و تعداد مشاهدات مورد نیاز در آرایه‌ی متعامد درونی پیکربندی شده و در ادامه مهم‌ترین پارامترهای قابل تنظیم شبکه‌ی عصبی (بر اساس تحقیق والکزاک و همکاران^۵، ۱۹۹۹) شامل تعداد لایه‌های پنهان شبکه، تعداد نورون در هر لایه‌ی پنهان و نرخ یادگیری در آرایه‌ی متعامد بیرونی قرار داده می‌شود تا بتوان اثر آن‌ها را در تعیین وضعیت سطح بهینه‌ی عوامل قابل کنترل به‌طور کامل بررسی کرد. به همین منظور الگویی ۸ مرحله‌ای ارائه شده و از داده‌های واقعی مصرف انرژی برق یزد استفاده می‌شود تا به‌کارگیری این الگو در یک نمونه‌ی تجربی بیان شود. در ادامه، بخش‌های زیر در مقاله ارائه می‌شود:

1- Lin and Tseng

2- Taguchi

3- Hong

4- Artificial Neural Network (ANN)

5- Walczac et al

در بخش دوم، به معرفی شبکه‌های عصبی مصنوعی و طراحی آزمایشات تاگوچی پرداخته می‌شود. در بخش سوم، مطالعات انجام یافته در زمینه‌ی پیش‌بینی تقاضای برق مرور خواهد شد. در بخش چهارم الگوی پیشنهادی ارائه شده و در بخش پنجم چگونگی کارکرد این الگو با استفاده از داده‌های مصرف برق شهر یزد تشریح خواهد شد. در پایان نیز نتایج تحقیق ارائه شده و مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد و پیشنهاداتی برای تحقیقات آینده بیان می‌شود.

۲- مبانی نظری

از آن‌جا که هدف این تحقیق پیش‌بینی تقاضای برق با به‌کارگیری شبکه‌ی عصبی و بهبود آن با استفاده از طراحی آزمایشات تاگوچی است، در این بخش به معرفی شبکه‌های عصبی مصنوعی و طراحی آزمایشات به روش تاگوچی پرداخته می‌شود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

اصطلاح شبکه‌های عصبی مصنوعی، خانواده‌ای از مدل‌ها را تشریح می‌کند که بر ویژگی‌های فیزیولوژیک سیستم اعصاب حیوانات مبتنی هستند (بون و همکاران^۱، ۲۰۰۲). شبکه‌های عصبی تا حد زیادی به عنوان جعبه سیاهی دیده شده‌اند که الگوی پیچیده در داده‌ها را مشخص می‌کنند و یادگیری از طریق آموزش از ویژگی‌های اساسی آن‌هاست. طراحان و به‌کارگیرندگان شبکه‌های عصبی، باید مجموعه‌ای از پارامترها را تنظیم و مشخص کنند که مهم‌ترین آن‌ها عبارت‌اند از: تعداد لایه‌های پنهان شبکه، تعداد نورون‌ها در هر لایه‌ی پنهان و نرخ یادگیری. تعیین نادرست هر یک از این پارامترها سبب می‌شود تا شبکه‌ی عصبی نتایج نامطلوبی را ارائه دهد (والکزاک و همکاران، ۱۹۹۹).

طراحی آزمایشات تاگوچی

روش تاگوچی یک روش به‌کار رفته‌ی معمول برای بهینه‌یابی سطح پارامترهای مؤثر بر آزمایش است. این روش در اصل به عنوان ابزار بهبود کیفیت محصولات از طریق به‌کارگیری مفاهیم آماری و مهندسی ارائه شده است. از آن‌جا که به‌کارگیری آزمایش و خطاها به‌طور معمول وقت‌گیر و هزینه‌بر هستند، نیاز به برآورده کردن اهداف طراحی با حداقل تعداد آزمایشات، یک الزام بسیار مهم است. روش تاگوچی شامل طرح‌ریزی

شرایط تجربی با استفاده از جدول‌های خاصی است که آن را آرایه‌های متعامد می‌نامند. استفاده از این جدول‌ها تضمین می‌کند که طراحی آزمایشات دارای پایایی است. تعداد متغیرها به همراه تعداد سطوح آن‌ها تعیین‌کننده‌ی به‌کارگیری جدول متعامد مناسب است که تاگوچی آن را برای طراحی آزمایشات پیشنهاد می‌دهد (یاو و چی^۱، ۲۰۱۰).

طراحی آزمایشات به روش تاگوچی، دو دسته عوامل را در نظر می‌گیرد. دسته‌ی اول که عوامل قابل کنترل نامیده می‌شوند، در طراحی آزمایشات و طراحی نهایی محصول یا فرایند، سطوح مشخصی دارند و تحت کنترل هستند. دسته‌ی دوم که عوامل نویز (اغتشاشی) نامیده می‌شوند، بر واکنش یک فرآیند تأثیر می‌گذارند اما نمی‌توانند از لحاظ اقتصادی کنترل شوند. این عوامل اغلب منبع اصلی نوسان هستند. هدف از طراحی آزمایشات تاگوچی، ایجاد بهترین حالت به نحوی است که کم‌تر تحت تأثیر عوامل اغتشاشی قرارگیرد (هونگ، ۲۰۱۲).

هم‌چنین یکی از قابلیت‌های مهم این روش، تعیین سهم مشارکت هر یک از عوامل در نتایج آزمایش است. این قابلیت که از طریق جدول آنوآ^۲ برای داده‌های آزمایش به دست می‌آید، به تصمیم‌گیرنده کمک می‌کند تا عوامل را بر اساس اهمیت‌شان رتبه‌بندی کند. این رتبه‌بندی ممکن است تصمیم‌گیرنده را متقاعد کند تا دو یا چند عامل قابل کنترل را در هم ترکیب کند تا بدین وسیله هزینه‌های طراحی آزمایش را کاهش دهد (یاو و چی، ۲۰۱۰).

در نهایت می‌توان گفت که هدف از به‌کارگیری روش تاگوچی در طراحی آزمایشات، در وهله‌ی اول تعیین سطوحی از عوامل قابل کنترل جهت دستیابی به بالاترین راندمان و در وهله‌ی دوم تعیین میزان نقش پارامترهای مؤثر در طراحی است.

۳- پیشینه‌ی مطالعات انجام شده

به دلیل اهمیت مدیریت مصرف انرژی برق، مطالعات زیادی در زمینه‌ی پیش‌بینی این انرژی در ایران انجام گرفته است که برخی از جدیدترین آن‌ها به شرح زیر است: ضیایی و پارسا مقدم (۱۳۸۸)، به منظور مدل‌سازی بلندمدت مصرف برق در ایران از روش هم‌انباشتگی استفاده کرده‌اند. آن‌ها با دیدگاه تحلیل کلان تقاضای برق، سه عامل تولید ناخالص داخلی، تعرفه‌ی برق و بازده‌ی انرژی را به عنوان عوامل مؤثر بر تقاضای برق در نظر گرفته‌اند. سپس حساسیت مصرف برق به تغییر سه عامل مذکور بررسی

1- Yao and Chi

2- Analyze Of Variance (ANOVA)

شده و نتایج نشان داده که تولید ناخالص داخلی تأثیرگذارترین عامل در تقاضای برق بوده است و مصرف برق با میزان تعرفه و هم‌چنین بازدهی انرژی رابطه‌ای معکوس دارد. فطرس و منصوری گرگری (۱۳۸۹)، در تحقیقی به پیش‌بینی مصرف برق ایران با استفاده از سه مدل لجستیکی، لجستیکی هاروی^۱ و هاروی پرداخته‌اند. این مطالعه مدل‌های مذکور را در بخش‌های خانگی، غیرخانگی و کل برق به‌کار رفته در ایران مورد استفاده قرار داده است. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که مدل هاروی بهتر از دو مدل دیگر، مصرف برق ایران را پیش‌بینی می‌کند.

جاویدی آل سعدی (۱۳۹۰)، در مطالعه‌ای به پیش‌بینی بلندمدت تقاضای برق با استفاده از دو روش شبکه‌ی عصبی و آریمای^۲ پرداخته است. در این مطالعه از داده‌های سال ۱۳۵۳ تا ۱۳۸۶ استفاده شده که در نهایت مقایسه‌ی نتایج پیش‌بینی دو روش مذکور با استفاده از شاخص‌های خطا، نشان از دقت بالاتر پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی نسبت به مدل آریمای داشته است.

یاوری و ذوالفقاری (۱۳۹۱)، به پیش‌بینی کوتاه‌مدت تقاضای برق در ایران پرداخته‌اند. ابتدا در این تحقیق یک مدل تخمین که ترکیبی از مدل‌های خطی و غیرخطی بود به منظور ارزیابی روند نیاز روزانه‌ی برق و عوامل تعیین‌کننده‌ی آن طراحی شده و سپس نیاز روزانه‌ی برق با استفاده از روش‌های آریمای، شبکه‌ی عصبی و تبدیل موجک^۳ مورد پیش‌بینی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی پیشنهادی، عملکردی بهتر نسبت به روش‌های معمول در پیش‌بینی نیاز روزانه‌ی برق بر اساس شاخص‌های ارزیابی صحت پیش‌بینی دارد.

در خارج از ایران نیز مطالعات زیادی در حوزه‌ی پیش‌بینی تقاضای برق انجام گرفته است که در این‌جا به برخی از جدیدترین آن‌ها اشاره می‌شود:

یاو و چی (۲۰۱۰)، یک پیش‌بینی‌کننده بر مبنای تاگوچی-خاکستری^۴ را برای پیش‌بینی مقدار تقاضای برق در چین به‌کار برده‌اند. در این مطالعه، روش تاگوچی با تعیین مقادیر بهینه برای پیش‌بینی خاکستری، سبب بهبود پیش‌بینی انجام گرفته توسط این روش شده است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که بهترین پیش‌بینی انجام شده توسط روش خاکستری هنگامی است که مقدار آلفا برابر با ۰/۴، زمان نمونه‌گیری ۳ دقیقه و مدل‌سازی از نوع ۵ نقطه‌ای باشد.

1- Harvey logistic

2- ARIMA

3- Wavelet Transform

4- Taguchi-Grey

چانگ و همکاران^۱ (۲۰۱۱)، در تحقیقی به پیش‌بینی تقاضای ماهیانه‌ی برق تایوان با استفاده از شبکه‌ی عصبی فازی پرداخته‌اند. آن‌ها هفت عامل که از سوی شرکت انرژی تایوان به عنوان عوامل مؤثر بر مصرف انرژی در تایوان شناسایی شده بود را به کار برده‌اند تا تقاضای برق آینده را پیش‌بینی کنند. نتایج پیش‌بینی نشان می‌دهد که مقدار میانگین درصد قدرمطلق خطای^۲ روش استفاده شده در پیش‌بینی تقاضای برق ماهیانه، کم‌تر از روش‌های دیگر است.

گورگس و اسلما^۳ (۲۰۱۲)، به پیش‌بینی کوتاه مدت تقاضای برق در کشور چک پرداخته‌اند. در این تحقیق ابتدا پیش‌بینی تقاضای برق با استفاده از یک مدل غیرخطی یعنی شبکه‌های عصبی مصنوعی و سپس پیش‌بینی همان تقاضا با استفاده از یک مدل خطی یعنی آرما انجام گرفته و نتایج این تحقیق نشان داده است که تقاضای کوتاه مدت از یک مدل خطی پیروی می‌کند و در نتیجه نمی‌توان از شبکه‌ی عصبی مصنوعی به عنوان مدلی برتر در پیش‌بینی تقاضای برق نام برد.

آن و همکاران^۴ (۲۰۱۳) در تحقیقی به پیش‌بینی تقاضای برق در استرالیا با استفاده از روشی جدید به نام MFES^۵ پرداخته‌اند. این روش شبکه‌ی عصبی روبه‌جلو چند خروجی را با فیلتر کردن پیام بر اساس تجزیه‌ی حالت تجربی^۶ ترکیب می‌کند. در این رویکرد ترکیبی ابتدا سیگنال‌های نویزی که به وسیله‌ی عوامل غیرثابت ایجاد می‌شوند و روند معمول تقاضا را به هم می‌ریزند شناسایی شده و سپس با جدا کردن مولفه‌های فصلی از سری تقاضاهای بدون نویز، مدل‌سازی تقاضای برق با استفاده از شبکه‌ی عصبی روبه‌جلو انجام گرفته است. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که مدل MFES پیشنهادی، صحت پیش‌بینی را در مقایسه با مدل‌های موجود بهبود می‌بخشد.

همان‌طور که در بالا بیان شد، در تحقیقات زیادی که با انواع روش‌ها در زمینه‌ی پیش‌بینی تقاضای برق انجام شده است، متغیرهای گوناگونی در پیش‌بینی دخالت داده شده‌اند، اما در هیچ‌کدام از این تحقیقات به پارامترهای قابل کنترل مربوط به داده‌ها مانند دوره‌ی زمانی داده‌ها، طول افق و تعداد مشاهدات مورد نیاز و برهم‌کنش بین آن‌ها توجه نشده است. به همین منظور در ادامه الگویی ۸ مرحله‌ای جهت بهبود پیش‌بینی

1- Chang et al

2- Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

3- Georges and Slama

4- An et al

5- Multi-output Feedforward neural network with Empirical mode decomposition based Signal filtering

6- Empirical Mood Decomposition (EMD)

ارائه می‌شود که هم پارامترهای قابل کنترل مربوط به داده‌ها و هم اثر برهم‌کنش آن‌ها را در پیش‌بینی لحاظ می‌کند.

۴- روش شناسی تحقیق

به منظور بررسی چگونگی کارکرد روش تاگوچی در بهبود پیش‌بینی میزان تقاضای انرژی برق با شبکه‌ی عصبی، الگویی ۸ مرحله‌ای پیشنهاد می‌شود. در این بخش اجرای الگو به صورت تئوریک بیان شده و سپس در بخش بعد (نتایج تجربی)، این الگو به صورت عملی مورد آزمون قرار می‌گیرد. مراحل الگوی پیشنهادی به شرح زیر است:

مرحله‌ی اول: تعیین عوامل قابل کنترل و وضعیت سطوح ابتدایی برای آرایه‌ی

متعامد درونی

در انجام طراحی یک آزمایش، تصمیم‌گیرنده در ابتدا با ایجاد اثرات نسبی عوامل قابل کنترل مختلف و تنظیم وضعیت سطوح به گونه‌ای که حساسیت کم‌تری به اثرات نویز داشته باشد، سر و کار دارد. پس لازم است در مرحله‌ی اول عوامل قابل کنترل و تعداد سطوح آن‌ها مشخص شود.

مرحله‌ی دوم: تعیین پارامترهای روش انتخاب شده‌ی پیش‌بینی برای آرایه‌ی

متعامد بیرونی

در این مرحله به منظور پیشگیری از پایا نبودن نتایج پیش‌بینی، پارامترهای قابل تنظیم شبکه‌ی عصبی به عنوان عوامل نویز در نظر گرفته می‌شوند. میزان تأثیرگذاری این عوامل پیش از آن که در آزمایش ترکیب شوند، باید کاهش یابد، در نتیجه می‌توان از یک آرایه‌ی متعامد بیرونی استفاده کرد تا تعداد تکرارها برای دوره‌های آزمایش تعیین شود.

مرحله‌ی سوم: ساخت طرح متعامد برای پارامترها

در طراحی آزمایش، انتخاب آرایه‌ی متعامد مناسب به درجه‌ی آزادی آن آزمایش خاص بستگی دارد. درجه‌ی آزادی هر عامل، درجه‌ی آزادی سطح آن عامل منهای یک است. از جمع درجه‌ی آزادی عوامل، درجه‌ی آزادی کل آزمایش به دست می‌آید. البته اگر در آزمایش عوامل دارای اثر متقابل وجود داشته باشند، درجات آزادی برهم‌کنش آن‌ها که از حاصل ضرب درجه‌ی آزادی عوامل دارای اثر متقابل به دست می‌آید را هم باید در نظر گرفت.

مرحله‌ی چهارم: انتخاب معیار مناسب برای سنجش مدل

قبل از این که آزمایش‌ها انجام شود، لازم است معیاری انتخاب شود تا میزان تفاوت مقادیر پیش‌بینی را از مقادیر واقعی بسنجد. انتخاب معیارهای مختلف ممکن است نتایج

متفاوتی را ارائه دهد و تصمیم‌گیران را گمراه کند، بنابراین انتخاب معیار یا معیارهای مناسب به منظور سنجش کارایی شبکه‌ی عصبی که سنخیت خوبی با مسئله داشته باشد بسیار حائز اهمیت است.

مرحله‌ی پنجم: اجرای آزمایش

در این مرحله، بر اساس جدول آرایه‌ی متعامد درونی، آزمایش‌ها انجام شده و نتیجه‌ی هر آزمایش بیان می‌شود. برای این‌که پایایی نتایج اثبات شود، هر آزمایش چندین بار تکرار می‌شود که در این صورت تاگوچی پیشنهاد می‌کند برای تحلیل نتایج، به‌جای میانگین گرفتن از تکرارها، از نسبت S/N استفاده شود. منظور از S (سیگنال)، اثر پارامترهای قابل کنترل و منظور از N (نویز)، اثر عوامل اغتشاشی است، بنابراین مقادیر بالاتر برای نسبت S/N همواره بهتر بوده و بیانگر این است که متغیر پاسخ بیش‌تر تحت تأثیر متغیرهای قابل کنترل است تا اغتشاشی (یاو و چی، ۲۰۱۰). نحوه‌ی محاسبه‌ی نسبت S/N به شرح زیر است:

$$S/N = -10 \log_{10} (MSD) \quad (1)$$

که در آن MSD برابر است با میانگین مجذور انحراف از مقدار هدف مشخصه‌ی کیفی. بسته به این‌که متغیر پاسخ از چه نوعی باشد، نحوه‌ی محاسبه‌ی مقدار MSD فرق می‌کند.

مرحله‌ی ششم: تعیین سطح بهینه‌ی عوامل

در این مرحله، آزمایشی که دارای بیش‌ترین مقدار نسبت S/N باشد، تعیین‌کننده‌ی حالت بهینه است؛ اما باید توجه داشت که تعداد آزمایش‌های ارائه شده در جدول متعامد، تنها کسری از تعداد کل حالت‌های آزمایشی است، پس ممکن است حالت بهینه در بین آزمایش‌های انجام شده نباشد. در حقیقت کار اصلی روش تاگوچی هم برطرف کردن همین مشکل است که می‌تواند تنها با انجام کسری از کل آزمایش‌ها، حالت بهینه را در بین تمامی حالات ممکن مشخص کند.

مرحله‌ی هفتم: انجام آزمون تأییدی

حالت بهینه‌ی به دست آمده، باید با استفاده از آزمون تأییدی دوباره آزمایش شود تا نتایج حاصل شده تأیید گردد. از این رو، آزمایشی با سطوح بهینه‌ی بیان شده در مرحله‌ی قبل انجام می‌شود تا ثابت شود نتیجه‌ی بهینه در همان سطوح تعیین شده اتفاق می‌افتد.

مرحله‌ی هشتم: رتبه‌بندی و ارزیابی عوامل قابل کنترل

روش تاگوچی می‌تواند سهم مشارکت هر یک از عوامل را در نتایج آزمایش بیان کند. این قابلیت که از طریق جدول آنوا برای داده‌های تحقیق به دست می‌آید به تصمیم‌گیرنده کمک می‌کند تا عوامل را بر اساس اهمیتشان رتبه‌بندی کند. این رتبه‌بندی ممکن است تصمیم‌گیرنده را متقاعد سازد که دو یا چند عامل قابل کنترل را در هم ترکیب کند تا بدین وسیله هزینه‌های پیش‌بینی را کاهش دهد.

۵- نتایج تجربی

برای روشن شدن الگوی ارائه شده، در این تحقیق از داده‌های مربوط به مصرف برق شهر یزد در بازه‌ی زمانی شهریور ۱۳۷۹ تا شهریور ۱۳۹۱ استفاده شده است. لازم به ذکر است این داده‌ها از شرکت توزیع برق منطقه‌ای یزد گرفته شده است.

۱: در تحقیق حاضر، بر اساس تحقیق رادائف (۱۹۹۸)، سه عامل دوره‌ی زمانی داده‌ها، طول افق پیش‌بینی و تعداد مشاهدات مورد نیاز به عنوان عوامل قابل کنترل در نظر گرفته شده است. داده‌های جمع‌آوری شده شامل داده‌های ماهانه، فصلی، نیم‌سال و سالیانه است. چون داده‌های سالیانه را می‌توان با داده‌های ماهیانه، فصلی و نیم‌سال نشان داد، سطح دوره‌ی زمانی داده‌ها، ماهیانه، فصلی و نیم‌سال (۱ ماهه، ۳ ماهه و ۶ ماهه) در نظر گرفته شده است. همچنین وضعیت طول افق پیش‌بینی برای ۱ تا ۳ سال (۱۲ ماهه، ۲۴ ماهه و ۳۶ ماهه) در نظر گرفته شده است. از آنجا که دستیابی به اهداف مناسب پیش‌بینی، نیاز به تعداد داده‌های کافی برای انجام پیش‌بینی با استفاده از شبکه‌ی عصبی دارد، سطح وضعیت برای تعداد مشاهدات مورد نیاز، به صورت نظام‌مند و با فاصله‌ی زمانی مساوی به صورت ۹۶ ماه، ۱۲۰ ماه و ۱۴۴ ماه در نظر گرفته شده است. خلاصه‌ی وضعیت سطح عوامل در جدول (۱) آمده است.

جدول ۱ - سطوح عوامل قابل کنترل

عوامل قابل کنترل	سطح اول	سطح دوم	سطح سوم
دوره‌ی زمانی داده‌ها	۱ ماهه	۳ ماهه	۶ ماهه
طول افق پیش‌بینی	۱۲ ماهه	۲۴ ماهه	۳۶ ماهه
تعداد مشاهدات مورد نیاز	۹۶ ماهه	۱۲۰ ماهه	۱۴۴ ماهه

مأخذ: رادائف (1998: p 63)

۲: در این تحقیق عوامل قابل تنظیم شبکه‌ی عصبی، به عنوان عوامل نويز در نظر گرفته شده و از یک آرایه‌ی متعامد بیرونی، برای کاهش اثر آن‌ها بر نتایج آزمایش در

طراحی آزمایشات تاگوچی استفاده می‌شود. طبق تحقیق والکزاک و همکاران (۱۹۹۹)، از مهم‌ترین پارامترهای قابل تنظیم شبکه‌ی عصبی، می‌توان به سه عامل تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون در هر لایه‌ی پنهان و نرخ یادگیری اشاره کرد. در این مرحله با نظر افراد متخصص در زمینه‌ی شبکه‌ی عصبی، وضعیت سطوح دوگانه‌ای به شرح جدول (۲) برای هر پارامتر در نظر گرفته شده و ساختار آن برای به‌کارگیری در آرایه‌ی متعامد بیرونی فراهم می‌شود.

جدول ۲ - سطوح پارامترهای قابل تنظیم شبکه‌ی عصبی

عوامل قابل تنظیم شبکه‌ی عصبی	سطح اول	سطح دوم
تعداد لایه‌های پنهان	۱	۲
تعداد نورون در هر لایه‌ی پنهان	۳	۵
نرخ یادگیری	۰/۷	۰/۸

مأخذ: والکزاک و همکاران (1999: p 112)

۳: در مورد تعیین سطوح پارامترهای شبکه‌ی عصبی نیز در تحقیق حاضر سه عامل دوره‌ی زمانی داده‌ها (عامل A)، طول افق پیش‌بینی (عامل B) و تعداد مشاهدات مورد نیاز (عامل C) هر کدام در سه سطح به عنوان عوامل قابل کنترل در نظر گرفته شده است. از آن‌جا که در این تحقیق، برهم کنشی بین عوامل در نظر گرفته نمی‌شود، بنابراین درجه‌ی آزادی کل آزمایش از رابطه‌ی زیر به دست می‌آید:

$$(۲) \quad ۶ = (۳ - ۱) \times ۳: \text{درجه‌ی آزادی کل آزمایش}$$

برای انتخاب آرایه متعامد مناسب، درجه‌ی آزادی آرایه‌ی متعامد باید از درجه‌ی آزادی کل آزمایش، بزرگ‌تر یا مساوی باشد. بر این اساس آرایه‌ی متعامد درونی $L_9(3^4)$ به کار برده شده است. این آرایه می‌تواند ۴ عامل ۳ سطحی را در خود جای دهد؛ بنابراین عوامل A، B و C به ترتیب به ستون‌های ۱، ۲ و ۳ نسبت داده شده‌اند و ستون ۴ به علت آن‌که هیچ عاملی به آن تعلق نیافته از جدول حذف شده است. آرایه‌ی متعامد درونی $L_9(3^4)$ در سمت چپ جدول (۳) نشان داده شده است. شکل خام این جدول پس از وارد کردن تعداد عامل و سطوح آن، توسط نرم‌افزار کوالیتک^۱ تعیین می‌شود. اعداد داخل جدول (۳)، بیانگر سطح هر عامل در هر آزمایش است. مثلاً آزمایش شماره‌ی ۱ در شرایط زیر اجرا می‌شود: دوره‌ی زمانی داده‌ها ۱ ماهه، طول افق

پیش‌بینی، ۱۲ ماهه و تعداد مشاهدات مورد نیاز، ۹۶ ماه. ۸ آزمایش دیگر نیز طبق چینش سطوح هر یک از سه عامل انجام می‌پذیرد.

هم‌چنین طبق جدول (۳)، هر آزمایش ۴ بار با وضعیت سطوح مختلف پارامترهای قابل تنظیم شبکه‌ی عصبی تکرار می‌شود. از آن‌جا که سه پارامتر قابل تنظیم برای شبکه‌ی عصبی و هر پارامتر در دو سطح در نظر گرفته شده، درجه‌ی آزادی کل آزمایش برای آرایه متعامد بیرونی برابر با ۳ به دست آمد که آرایه‌ی $L_4(2^3)$ به این عوامل نسبت داده شده است. این ساختار که با وارد کردن تعداد عوامل و سطوح به نرم‌افزار کوالیتک تعیین شده، در قسمت بالایی جدول (۳) آمده است. این قسمت نشان می‌دهد که ۴ تکرار ۹ آزمایش آرایه‌ی متعامد بیرونی، هر یک در چه شرایطی از پارامترهای قابل تنظیم شبکه‌ی عصبی انجام شده است. مثلاً در تکرار اول هر یک از آزمایش‌ها، هر سه پارامتر شبکه‌ی عصبی، در سطح اول خود قرار دارند.

۴: به منظور مقایسه‌ی مقادیر پیش‌بینی و واقعی و سنجش کارایی مدل، در این تحقیق از معیار R^2 استفاده شده است. R^2 میزان انطباق مقدار پیش‌بینی و مقدار واقعی است که نحوه‌ی محاسبه‌ی آن به شکل زیر است:

$$R^2 = 1 - \frac{RMSE}{\sigma^2} \quad (۳)$$

که در آن $RMSE$ به معنی مجذور میانگین مربع

خطاست و از رابطه‌ی زیر به دست می‌آید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (F_i - A_i)^2}{n}} \quad (۴)$$

در این فرمول F_i و A_i به ترتیب داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه‌ی عصبی و داده‌های واقعی، n تعداد داده‌ها و σ^2 نشان دهنده‌ی واریانس داده‌های واقعی می‌باشد. در این تحقیق که متغیر پاسخ (R^2) از نوع هر چه بیشتر بهتر است، مقدار MSD از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$MSD = (1/y_1^2 + 1/y_2^2 + 1/y_3^2 + \dots) / n \quad (۵)$$

در این رابطه، y مقدار متغیر پاسخ برای هر آزمایش و n تعداد تکرارهای هر آزمایش است.

۵: در این مرحله هر یک از ۹ آزمایش با ۴ تکرار انجام شده و چهار مقدار R^2 برای هر آزمایش ثبت شده است. چون هر آزمایش ۴ بار تکرار شده، برای تحلیل، در نرم‌افزار کوالیتک به‌جای میانگین نتایج، نسبت S/N برای تعیین حالت بهینه به‌کار رفته است. جدول (۳)، نتایج این مرحله را نشان می‌دهد.

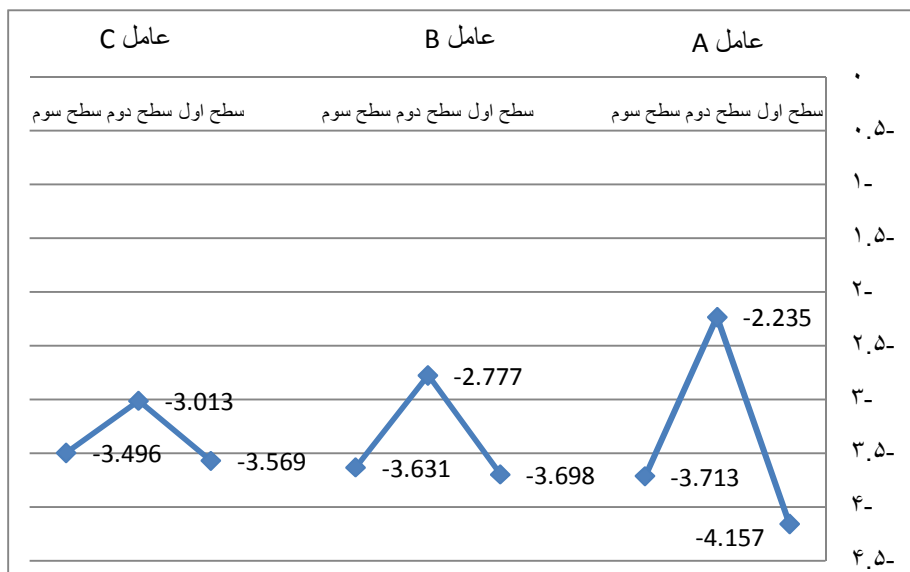
جدول ۳ - نتایج آزمایش‌های انجام شده

شماره‌ی آزمایش	عامل A	عامل B	عامل C	پارامترهای شبکه‌ی عصبی				نسبت S/N
				حالت اول	حالت دوم	حالت سوم	حالت چهارم	
				تعداد لایه‌های پنهان	تعداد نورون در هر لایه	نرخ یادگیری		
				تعداد لایه‌های پنهان	تعداد نورون در هر لایه	نرخ یادگیری		
۱	۱	۱	۱	۰/۶۱	۰/۵۵	۰/۵۹	۰/۵۷	-۴/۷۵۱
۲	۱	۲	۲	۰/۶۹	۰/۷۱	۰/۶۸	۰/۷۰	-۳/۱۶۴
۳	۱	۳	۳	۰/۶۱	۰/۵۷	۰/۶۰	۰/۵۹	-۴/۵۵۵
۴	۲	۱	۲	۰/۷۸	۰/۷۶	۰/۷۹	۰/۷۷	-۲/۲۱۷
۵	۲	۲	۳	۰/۸۱	۰/۸۳	۰/۷۹	۰/۸۲	-۱/۸۰۸
۶	۲	۳	۱	۰/۷۶	۰/۷۲	۰/۷۳	۰/۷۳	-۲/۶۸۰
۷	۳	۱	۳	۰/۶۳	۰/۶۲	۰/۶۰	۰/۶۴	-۴/۱۲۵
۸	۳	۲	۱	۰/۶۹	۰/۷۰	۰/۶۷	۰/۶۶	-۳/۳۵۷
۹	۳	۳	۲	۰/۶۳	۰/۶۹	۰/۶۶	۰/۶۵	-۳/۶۵۷

مأخذ: یافته‌های تحقیق

۶: به منظور محاسبه‌ی مقادیر نسبت S/N آزمایش‌ها و انتخاب سطوح بهینه‌ی متغیرهای پیش‌بینی، از نرم‌افزار کوالیتک که نرم‌افزاری برای تحلیل طراحی آزمایشات تاگوچی است، استفاده شده است. همان‌طور که در جدول (۳) هم آمده، آزمایش شماره‌ی ۵ بیش‌ترین نسبت S/N را در بین ۹ آزمایش داراست. سپس از منوی اپتیموم^۱ این نرم‌افزار استفاده شده تا سطوح بهینه از بین تمام حالت‌های عوامل قابل کنترل انتخاب شود. نتایج نشان داده است که حالت بهینه در شرایط زیر اتفاق می‌افتد:

دوره‌ی زمانی داده‌ها در سطح دوم (۲ ماهه)، طول افق پیش‌بینی در سطح دوم (۲۴ ماهه) و تعداد مشاهدات مورد نیاز هم در سطح دوم (۱۲۰ ماهه). نمودار (۱) نشان‌دهنده‌ی این وضعیت است:



مأخذ: یافته‌های تحقیق

نمودار ۱ - سطوح بهینه‌ی عوامل قابل کنترل

۷: بر این اساس، آزمایشی با سطوح بهینه‌ی عوامل پیش‌بینی انجام شده که نتایج آن در جدول (۴) آمده است. همان‌طور که نتایج این جدول نشان می‌دهد، مقدار نسبت S/N آزمون تأییدی برابر با ۱/۶۲۵- است که از هم‌همی مقادیر نسبت S/N جدول (۳) بیش‌تر است. این موضوع، تأییدکننده‌ی این مدعاست که حالت بهینه‌ی پیش‌بینی در همان حالتی اتفاق می‌افتد که روش طراحی آزمایشات تاگوچی آن را پیشنهاد می‌دهد.

جدول ۴ - نتایج آزمون تأییدی

شماره‌ی آزمایش	عامل A	عامل B	عامل C	پارامترهای شبکه‌ی عصبی				نسبت S/N
				حالت اول	حالت دوم	حالت سوم	حالت چهارم	
۱	۲	۲	۲	۱	۱	۲	۲	-۱/۶۲۵
				تعداد لایه‌های پنهان	تعداد نورون در هر لایه	نرخ یادگیری		

مأخذ: یافته‌های تحقیق

۵-۸: در این مرحله مقادیر به دست آمده R^2 به نرم افزار کوالیتک وارد شده است تا سهم مشارکت برای هر یک از عوامل قابل کنترل در پیش‌بینی به دست آید. نتایج نشان می‌دهد که عامل دوره‌ی زمانی داده‌ها با سهم مشارکت $۷۳/۴۸۴\%$ بیش‌ترین تأثیر را در کیفیت پیش‌بینی انجام شده دارد. عوامل طول افق پیش‌بینی و تعداد مشاهدات مورد نیاز نیز به ترتیب با سهم مشارکت $۱۹/۰۵۱\%$ و $۶/۹۵۷\%$ در رده‌های دوم و سوم از نظر تأثیرگذاری بر کیفیت پیش‌بینی هستند. جدول آنوای به دست آمده از این مرحله جدول (۵)، نشان‌دهنده‌ی این موضوع است.

جدول ۵ - نتایج حاصل از جدول آنوا در نرم افزار Qualitek

عوامل مسئله	درجه‌ی آزادی (f)	جمع مربعات (S)	واریانس (V)	سهم مشارکت (P)
دوره‌ی زمانی داده‌ها	۲	۶/۰۷۳	۳/۰۳۶	۷۳/۴۸۴
طول افق پیش‌بینی	۲	۱/۵۸۲	۰/۷۹۱	۱۹/۰۵۱
تعداد مشاهدات مورد نیاز	۲	۰/۵۸۴	۰/۲۹۲	۶/۹۵۷
خطا	۲	۰/۰۰۹	۰/۰۰۴	۰/۵۰۸
جمع کل	۸	۸/۱۹۹		۱۰۰/۰

مأخذ: یافته‌های تحقیق

همان‌طور که مشاهده می‌شود $۰/۵۰۸\%$ از سهم مشارکت به خطا اختصاص یافته که چون مقدار بسیار کمی است قابل چشم‌پوشی بوده و از سوی دیگر پایایی نتایج به دست آمده را مورد تأیید قرار می‌دهد.

برای تحلیل اثرات اصلی مشاهده می‌شود که عامل دوره‌ی زمانی داده‌ها، سهم بیش‌تری نسبت به عوامل طول افق پیش‌بینی و تعداد مشاهدات مورد نیاز دارد، بنابراین عوامل طول افق پیش‌بینی و تعداد مشاهدات مورد نیاز را می‌توان هنگامی که مشخص شود دست‌یابی به آن‌ها بسیار مشکل یا پرهزینه است، با هم ترکیب کرد تا یک جدول آنوای جدید به دست آید که در جدول (۶) نشان داده شده است. به عبارت دیگر تصمیم‌گیرنده می‌تواند به صورت دلخواه وضعیت سطح عوامل طول افق پیش‌بینی و تعداد مشاهدات مورد نیاز را بدون اثر گذاشتن قابل توجه بر عملکرد مدل پیش‌بینی تعیین کند، اما حذف آن‌ها به تصمیم‌گیرنده بستگی دارد.

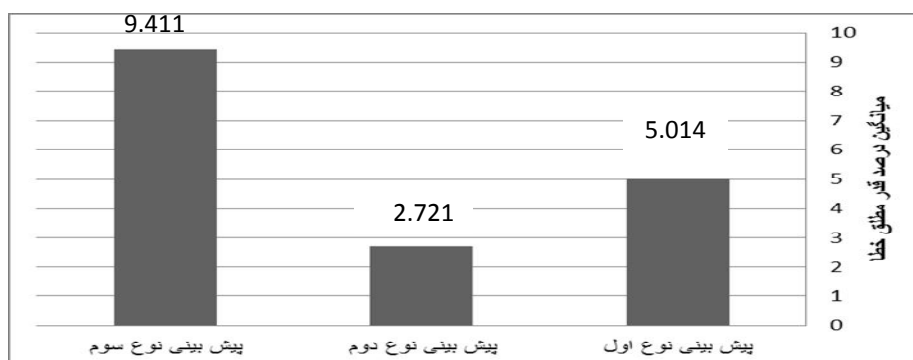
جدول ۶ - نتایج حاصل از ترکیب عوامل

عوامل مسئله	درجه‌ی آزادی (f)	جمع مربعات (S)	واریانس (V)	سهام مشارکت (P)
دوره‌ی زمانی داده‌ها	۲	۶/۰۷۳	۳/۰۳۶	۶۴/۸۲۱
طول افق پیش‌بینی	(۲)	(۱/۵۸۲)		
تعداد مشاهدات مورد نیاز	(۲)	(۰/۵۸۴)		
خطا	۶	۱/۵۹۴	۰/۳۶۲	۳۵/۱۷۹
جمع کل	۸	۸/۲۵		٪۱۰۰

مأخذ: یافته‌های تحقیق

همان‌طور که در جدول (۶) مشاهده می‌شود، با ترکیب دو عامل طول افق پیش‌بینی و تعداد مشاهدات مورد نیاز، سهم مشارکت عامل خطا تا ۳۵/۱۷۹٪ افزایش می‌یابد که این امر می‌تواند از دقت مدل پیش‌بینی بکاهد. به همین دلیل پیشنهاد می‌شود هنگامی که هیچ محدودیتی برای پیش‌بینی وجود ندارد، تمام عوامل موجود به عنوان ورودی مدنظر قرار بگیرند، اما هنگامی که بودجه‌ی آزمایش محدود است، تصمیم‌گیرنده ابتدا تمام عوامل قابل کنترل را رتبه‌بندی و بررسی کند. سپس عوامل کم‌اهمیت را ترکیب کرده و در نهایت بر آن‌هایی تمرکز کند که اثر قابل توجهی دارند.

در انتها از میانگین درصد قدر مطلق خطا برای مقایسه‌ی کارایی سه نوع پیش‌بینی در تقاضای برق استفاده شده است. طبق نمودار (۲)، نوع اول مربوط است به پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی بدون استفاده از طراحی آزمایشات تاگوچی. نوع دوم پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی را با به‌کارگیری طراحی آزمایشات تاگوچی و با حضور تمام عوامل نشان می‌دهد. نوع سوم نیز پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی با به‌کارگیری طراحی آزمایشات تاگوچی است، اما در آن تنها عامل دوره‌ی زمانی داده‌ها (عامل A) حضور دارد و عوامل طول افق پیش‌بینی (عامل B) و تعداد مشاهدات مورد نیاز (عامل C) به دلیل کاهش هزینه‌ها با هم ترکیب شده‌اند.



مأخذ: یافته‌های تحقیق

نمودار ۲ - مقایسه‌ی کارایی سه نوع پیش‌بینی

همان‌طور که در نمودار (۲) نشان داده شده است، پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی با به‌کارگیری طراحی آزمایشات تاگوچی و با حضور تمام عوامل (پیش‌بینی نوع دوم) چون نسبت به پیش‌بینی نوع اول و سوم دارای میانگین درصد قدر مطلق خطای کم‌تری است، از کارایی بهتری نسبت به دو نوع دیگر پیش‌بینی برخوردار است.

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق، روش طراحی آزمایشات تاگوچی برای سنجش مدل پیش‌بینی‌ای که تحت تأثیر چندین عامل قابل کنترل و نویز است به‌کار برده شده است. به‌کارگیری هم‌زمان آرایه‌های متعامد درونی و بیرونی در طراحی آزمایشات تاگوچی و ترکیب آن با پیش‌بینی انجام گرفته توسط شبکه‌ی عصبی نشان می‌دهد که بهترین پیش‌بینی زمانی اتفاق می‌افتد که دوره‌ی زمانی داده‌ها ۲ ماهه، طول افق پیش‌بینی ۲۴ ماهه و تعداد مشاهدات مورد نیاز ۱۲۰ ماهه باشد. در نهایت نیز ارزیابی و رتبه‌بندی عوامل قابل کنترل مشخص کرد که دوره‌ی زمانی داده‌ها با درصد مشارکت $۷۳/۴۸$ در نتایج آزمایش، بیش‌ترین تأثیر را در کیفیت پیش‌بینی انجام شده دارد.

در مقایسه با سایر تحقیقات انجام شده در زمینه‌ی پیش‌بینی، الگوی پیشنهادی این تحقیق از طریق توجه هم‌زمان به اثرات اصلی و برهم‌کنش عوامل قابل کنترل، امکان جمع‌آوری داده‌ی کارآمد را برای اهداف پیش‌بینی فراهم می‌کند. به علاوه با پیکربندی پارامترهای روش پیش‌بینی انتخاب شده به عنوان عوامل نویز در یک آرایه‌ی متعامد بیرونی، الگوی پیشنهادی نتایج پایاتری تولید می‌کند. در نهایت نیز این الگو، با ایجاد امکان بررسی و رتبه‌بندی سهم مشارکت عوامل مؤثر در پیش‌بینی، به تصمیم‌گیرنده اجازه می‌دهد تا میان هزینه‌های آزمایش و عملکرد پیش‌بینی توازن برقرار کند.

در انتهای این پژوهش، به منظور تحقیقات آینده در زمینه‌ی بهبود کارایی پیش‌بینی، پیشنهادهای به شرح زیر ارائه می‌شود:

- در این تحقیق تنها سه عامل قابل کنترل مدل پیش‌بینی شامل دوره‌ی زمانی داده‌ها، طول افق و تعداد مشاهدات مورد نیاز مورد توجه قرار گرفته است. پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آینده تعداد عوامل بیش‌تری مورد تحقیق قرار گیرد.

- پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آینده از روش‌های فوق‌ابتکاری مانند بهینه‌سازی انبوه ذرات و کلونی مورچگان نیز برای بهبود کیفیت پیش‌بینی استفاده شود و نتایج آن با سایر روش‌ها از جمله روش تاگوچی مقایسه شود.

- پیشنهاد می‌شود به منظور بهبود عملکرد انواع مدل‌های پیش‌بینی از جمله روش آریمای، پیش‌بینی خاکستری و مدل‌های ترکیبی، امکان‌پذیری به‌کارگیری روش تاگوچی در این مدل‌ها بررسی شود.

فهرست منابع

جاویدی آل سعدی، هادی (۱۳۹۰)، مدل‌سازی و مقایسه‌ی روش شبکه‌ی عصبی GMDH و الگوی سری زمانی ARIMA در پیش‌بینی بلندمدت تقاضای برق در ایران، پایان‌نامه‌ی دوره‌ی کارشناسی ارشد مدیریت صنعتی دانشگاه فردوسی.

ضیایی، امید و پارسامقدم محسن (۱۳۸۸)، مدل‌سازی بلندمدت مصرف برق در ایران با استفاده از مدل هم‌انباشتگی، مجله‌ی فنی و مهندسی مدرس- برق، شماره‌ی ۳۸، صص ۳۱-۳۹.

فطرس، محمد حسن و حامد منصوری گرگری (۱۳۸۹)، مقایسه‌ی مدل لجستیک و مدل‌های هاروی در پیش‌بینی مصرف برق ایران، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، سال هفتم، شماره‌ی ۲۴، صص ۶۳-۸۹.

یاوری، کاظم و مهدی ذوالفقاری (۱۳۹۱)، مدل‌سازی و پیش‌بینی مصرف کوتاه مدت برق کشور با استفاده از شبکه‌های عصبی و تبدیل موجک (با تأکید بر اثرات محیطی و اقلیمی)، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، سال نهم، شماره‌ی ۳۳، صص ۱-۳۰.

Akay, D and Atak, M, (2007). Grey Prediction with Rolling Mechanism for Electricity Demand Forecasting of Turkey, Energy 32, 1670-1675.

An, N; Zhao, W; Wang, J; Shang, D and Zhao, E, (2013), Using Multi-Output Feedforward Neural Network with Empirical Mode Decomposition Based Signal Filtering for Electricity Demand Forecasting, Energy 49, 279-288.

Boone, D and Rochm, M, (2002). Retail Segmentation Using Artificial Neural Networks, International Journal of Research in Marketing 19, 289.

Chang, P; Fan, C and Lin, J, (2011). Monthly Electricity Demand Forecasting Based on a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network Approach, International Journal of Electrical Power & Energy Systems 33, 17-27.

Georges, A and Slama, M, (2012). Forecasting the Short Term Demand for Electricity Do Neural Network Stand a Better Chance?, International Journal of Forecasting 16, 71-83.

Hong, C, (2012). Using the Taguchi Method for Effective Market Segmentation. Expert Systems with Applications 39, 5451-5459.

- Lee S.C and Shih L.H (2011). Forecasting of Electricity Costs Based on an Enhanced Gray-Based Learning Model: A Case Study of Renewable Energy in Taiwan, *Technological Forecasting & Social Change* 78, 1244.
- Lin, T and Tseng, C, (2000). Optimum Design of Artificial Neural Networks: An Example in a Bicycle Derailleur System, *Artificial Intelligence* 13, 7.
- Makridakis, S; Andersen, A; Carbone, R; Fildes, R; Hibon, R; Lewandowski, R; Newton, J; Parzen, E and Winkler, R, (1982). The Accuracy of Extrapolation (Time Series) Method: Results of a Forecasting Competition, *Journal of Forecasting* 1, 111–153.
- Radaev, N, (1998). Estimate of the Number of Observations Required to Check the Adequacy of Dose-Effect Models, *Atomic Energy* 85 (1), 60–65.
- Walczac, S and Cerpa, N, (1999). Heuristic Principles for the Design of Artificial Neural Networks, *Informational Software Technology* 41, 107-117.
- Yao, A and Chi, S, (2010). Analysis and Design of a Taguchi–Grey Based Electricity Demand Predictor for Energy Management Systems, *Energy Conversion and Management* 45, 1208.