بهینه‌سازی انرژی ساختمان با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری و شبکهٔ عصبی مصنوعی

آیدین افکاریان خیابان[1] و وحید مجیدنژاد*[2]
[1و2] گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شبستر، دانشگاه آزاد اسلامی، شبستر، ایران

چکیده

یکی از بزرگ‌ترین مشکلات پیش‌روی بشر تأمین انرژی باتوجّه‌به کاهش منابع و قیمت تمام‌شدهٔ زیاد است. سهم بزرگی از مصرف انرژی در جهان را ساختمان‌های اداری دارند. در این مقاله یک روش نوین مدیریت انرژی ساختمان مطرح می‌شود که به کمک شبکه‌های اینترنت اشیا، میزان مصرف انرژی در ساختمان‌های اداری مدیریت می‌شود. روش پیشنهادی شامل دو مرحله است: مرحلهٔ نخست، با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی و شش شاخص دمای بیرون ساختمان، دمای نقطهٔ تنظیم، تابش خورشید، اشغال، دمای ساعت قبل و ساعت روز به‌عنوان ورودی به شبکهٔ عصبی پرسپترون داده می‌شود و خروجی این مرحله دمای درون ساختمان و میزان مصرف انرژی است. مرحلهٔ دوم با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری بهینهٔ دما برای هر بخش ساختمان در هر ساعت از شبانه‌روز تعیین می‌شود. میزان مصرف انرژی و قیمت تمام‌شدهٔ انرژی برای ساختمان با استفاده از نرم‌افزار متلب محاسبه می‌شود که نتیجهٔ آن کاهش چشمگیر مصرف انرژی و بهینه‌سازی قیمت تمام‌شدهٔ انرژی در ساختمان‌های اداری است. روش پیشنهادی کاهش مصرف انرژی ۲۲ کیلو وات ساعت در ساعات نخستین صبح را نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: انرژی ساختمان، قیمت تمام‌شدهٔ انرژی، شبکه اینترنت اشیا، الگوریتم گرگ خاکستری.

Building energy optimization using gray wolf algorithm and an artificial neural network

Aydin Afkarian khiaban[1], Vahid Majid nezhad[2,*]
Department of Computer Engineering, Shabestar Branch, Islamic Azad University, Shabestar, Iran

Abstract

One of the biggest problems facing the human being is energy supply due to reduced resources and cost. The largest share of energy consumption in the world has been allocated to the construction sector. The main sources of energy supply are coal, natural gas and oil, all of which are non-renewable and will be completed in the near future. Major energy consumers can be referred to household, industrial, agricultural, general, commercial, and street lighting. Among the energy consumers, the share of domestic and office sectors is higher than other consumers, and attention to reducing energy consumption and energy losses in the construction sector is an unavoidable necessity. In this paper, a new method of building energy management is proposed, which, with the help of internet networks of objects, controls the energy consumption of buildings. An administrative building with six areas is considered. The proposed method consists of two phases: the first phase, which is the prediction stage, is performed using artificial neural network and six parameters: outside temperature of the building, set point temperature, sun radiation, occupancy, previous temperature and the hour of the day are given as inputs to the perceptron neural network and the output of this phase is inside temperature of building and the energy consumption, which is given as input to the next phase. The second phase uses the gray

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات
* Corresponding author

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۶/۱۵ • تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۴/۲۷ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۷/۳۰ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

wolf algorithm to determine the optimal temperature for each part of the building at any hour of the day. The energy consumption and cost of the building are calculated using the software of MATLAB, which results in a significant reduction in energy consumption and energy cost optimization in the office. The proposed method shows a reduction in energy consumption of 22 Kw/h in the early morning hours.

Key words: Energy building, Energy cost, Internet of things, Gray wolf algorithm.

۱- مقدمه

اینترنت اشیا تواناکردن اشیا برای اتصال و تبادل اطلاعات در هر زمان و هر مکان با هرچیزی و هرکسی است که به شبکه متصل است. با استفاده از اطلاعات فراوان تولیدشده در اشیا (لوازم خانگی، دوربین‌ها و حسگرهای ناظر، نمایشگرها، وسایل نقلیه، تلفن‌های هوشمند و ...) می‌توان برنامه‌هایی را توسعه داد که موجب توانایی در ارائه خدمات بهتر و جدیدتری به شهروندان، شرکت‌ها و ادارات دولتی شود[۱]. با ایجاد ارتباط بین اشیا، که به حسگرها، گیرنده‌های ارتباطی دیجیتال و پروتکل‌های مناسب جهت برقراری ارتباط با هم مجهز شده‌اند، و با کاربران، می‌توان اطلاعات زیادی به‌دست‌آورد و با پردازش آن‌ها آینده را پیش‌بینی کرد. اینترنت اشیا یکی از جدیدترین فناوری‌ها را که قصد گسترش ارتباطات بین افراد و حتی اشیایی که در شبکه قرار گرفته‌اند، دارد[۲]. اینترنت اشیا علاوه‌بر جمع‌آوری اطلاعات و تعامل با جهان فیزیکی، با استفاده از استانداردهای موجود در اینترنت، خدماتی برای انتقال و تجزیه و تحلیل اطلاعات، و ارتباطات فراهم می‌کند[۴،۳]. دستیابی به منابع انرژی ارزان‌قیمت در کشورهای پیشرفتهٔ صنعتی چالش‌های فراوانی را ایجاد کرده‌است. در این میان بیشترین میزان مصرف انرژی در بخش ساختمان متمرکز شده‌است. از طرفی مطالعات نشان می‌دهد که ساختمان‌های اداری بزرگ‌ترین مصرف‌کنندگان انرژی هستند[۵]. میزان مصرف انرژی در ساختمان‌های اداری باتوجه‌به موقعیت و ابعاد ساختمان، دستگاه‌های روشنایی و تهویه مطبوع و استفاده از تجهیزات گوناگون ۱۰۰تا ۱۰۰۰ kw/h است[۶]. با استفاده از راهبردهای ساده، عملی و مقرون‌به‌صرفه می‌توان مصرف انرژی را کاهش داد و آسایش حرارتی را فراهم کرد[۷].

ساختمان‌ها نسبت قابل‌توجهی از مصرف انرژی جهانی و انتشار گازهای گل‌خانه‌ای را تشکیل می‌دهند. بنابراین، بهبود بهره‌وری انرژی در این بخش، در پژوهش‌ها و صنعت بسیار موردتوجه واقع شده‌است. رشد اخیر محبوبیت اینترنت اشیا، به این معنی است که ساختمان‌های آینده به دستگاه‌های سنجش بالقوه مجهز خواهندشد. این اطلاعات اضافی یک فرصت عالی برای کاهش انرژی ساختمان فراهم می‌کنند؛ زیرا می‌توانند با یک نسل جدید مدیریت‌کننده‌های هوشمند برای مدیریت مصرف انرژی به‌کارگرفته‌شوند[۸].

در روش پیشنهادی، یک ساختمان اداری در کاردیف انگلستان با شش ناحیه درنظرگرفته‌شده‌است. به کمک شبکهٔ اینترنت اشیا و شبکهٔ عصبی مصنوعی و الگوریتم گرگ خاکستری میزان مصرف انرژی و هزینهٔ ساختمان اداری مدیریّت می‌شود. با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی و با استفاده از شش ورودی پویا دما و مقدار انرژی محاسبه و سپس به الگوریتم گرگ خاکستری داده می‌شود تا بهینه‌سازی انجام شود. مسألهٔ موردبحث یک مسئلهٔ تصمیم‌گیری در شبکهٔ عصبی و بهینه‌سازی است، که با دراختیارداشتن ورودی‌های کمی و کیفی، تصمیم‌گیری واضح‌تری ارائه، در زمان صرفه‌جویی و سبب انعطاف‌پذیری بیشتری می‌شود که خود سبب بهبود کیفیت تصمیم‌گیری است.

در بخش ۲ کارهای پیشین آورده‌می‌شود و سپس با یکدیگر مقایسه می‌شوند، و در بخش ۳ روش پیشنهادی با استفاده از شبکهٔ عصبی و گرگ خاکستری بیان می‌شود و در بخش ۴ نتایج مقایسه با استفاده از نرم‌افزار متلب ارائه و در بخش ۵ نیز نتیجه‌گیری و منابع و مراجع بیان می‌شود.

۲- مروری بر کارهای قبلی

از مصرف‌کنندگان عمدهٔ انرژی می‌توان به بخش‌های خانگی، صنعتی، کشاورزی، عمومی، تجاری و همچنین روشنایی معابر اشاره کرد[۹]. در بین مصرف‌کنندگان انرژی سهم بخش خانگی نسبت‌به دیگر مصرف‌کنندگان بیشتر بوده و توجه به کاهش مصرف انرژی و اتلاف انرژی در بخش ساختمانی یک ضرورت اجتناب‌ناپذیر است[۱۰]. در این بخش انرژی یا به‌صورت مستقیم برای گرمایش و سرمایش استفاده می‌شود، یا به‌صورت غیرمستقیم برای روشنایی، گرمایش آب و تجهیزات الکتریکی دیگر مصرف می‌شود.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

در ادامه روش‌های مختلفی که برای کاهش مصرف انرژی بیان شده است، آورده می‌شود و در پایان، با یکدیگر مقایسه می‌شوند. روش *Reynolds* برای مدیریت ساختمان اداری یک پروژهٔ بیست‌وچهارساعتهٔ برنامه تنظیم حرارت برای هر منطقه، در یک ساختمان اداری کوچک در کاردیف انگلستان است. این روش با استفاده از شبکهٔ عصبی و الگوریتم ژنتیک ارائه شده‌است و در آن از یک بانک اطلاعاتی برای آموزش پیش‌بینی دمای داخلی شش منطقه از ساختمان اداری استفاده می‌شود. نخست، داده‌های خام وارد ورودی‌های یک شبکهٔ عصبی می‌شوند. در شبکهٔ عصبی دو لایهٔ پنهان استفاده شده‌است سپس خروجی شبکهٔ عصبی برای بهینه‌سازی مجدد وارد الگوریتم ژنتیک می‌شود؛ همچنین، جمعیت اولیه دویست در نظر گرفته می‌شود. تابع جهش نیز یک‌نواخت است و بیشترین مقدار جمعیت برابر ۲۴۰۰ است. همچنین، میزان جهش برابر ۰.۱ درنظرگرفته‌شده که تابع برازندگی برابر کمترین مقدار انرژی است. برای ۲۴ ساعت شبانه‌روز و برای هر اتاق دمای بهینه‌سازی‌شده محاسبه می‌شود. مصرف انرژی در حدود ۲۵ درصد نسبت‌به یک راهبرد گرمایی پایه کاهش می‌یابد. این امر می‌تواند به‌صورت پاسخ تقاضای مستقیم، DR، کنترل و یا از طریق تشویق تغییرات رفتاری مصرف‌کننده از طریق زمان پویا[1] صورت پذیرد. از معایب این روش در دوره‌های ابتدایی سرعت پایین یادگیری و بهینهٔ دما توسط الگوریتم ژنتیک در کمینهٔ محلی است که سبب کشف اشتباه دما می‌شود. از مزایای این روش کشف بهینه دما در دوره‌های بیشتر است؛ چون یادگیری شبکهٔ عصبی به‌طور کامل انجام شده‌است[۱۱]. در روش *Wang* در این الگوریتم که در سال ۲۰۱۹ ارائه شده‌است، از شاخص‌های دمای هوا، فشار هوا، رطوبت، عرض پنجره برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت مصرف انرژی استفاده کردند. در این الگوریتم از داده‌های مصرف انرژی ساختمان مدرسهٔ راهنمایی به‌عنوان پژوهش و از رگراسیون غیرخطی برای پیش‌بینی مصرف انرژی استفاده شده‌است. مصرف انرژی از ساعت ۲۲:۰۰ نوامبر ۲۰۱۷ تا ساعت ۲۳ در ۳۱ دسامبر ۲۰۱۷ بود. بازه‌های زمانی و میزان تأخیر در مقاله محاسبه می‌شود. سپس، در یک ماتریس به‌منظور آموزش در شبکهٔ عصبی قرار داده می‌شود. در روش پیشنهادی با افزایش تعداد دوره‌های آموزشی یادگیری دقیق‌تر می‌شود و پیش‌بینی به میزان واقعی نزدیک‌تر است. از مزایای این روش سرعت بالای یادگیری شبکهٔ عصبی طراحی‌شده است و از معایب آن به عدم استفاده از شاخص‌های بیشتر برای آموزش دقیق‌تر و کامل‌تر شبکهٔ عصبی می‌توان اشاره کرد[۱۲]. روش *Laurent* یک ساختمان مسکونی دو طبقه با مساحت ۲۱۰ مترمربع در کانادا در نظر گرفته شده‌است. متغیرهای مرتبط با ساختمان شامل جنس پنجره‌ها، موقعیت جغرافیایی پنجره‌ها و مساحت آن‌ها، همچنین جنس پارکت‌هاست و متغیرهای مرتبط با دستگاه‌های تهویه مطبوع نقطهٔ تنظیم گرمایشی و نقطهٔ تنظیم سرمایشی است. در این روش از شبکهٔ عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک چندگانه نیز استفاده می‌شود. نتیجهٔ حاصل از بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک برای تنظیم بهتر بایاس و وزن‌های شبکهٔ عصبی به کار می‌رود. برای محاسبهٔ انرژی از سه متغیر میزان مصرف انرژی خنک‌کننده، میزان مصرف انرژی حرارت‌دهنده و میزان مصرف انرژی فن استفاده شده‌است. از مزایای این روش کارآیی بالای روش و استفاده از ورودی‌های مناسب برای شبکهٔ عصبی است و از معایب آن مصرف انرژی بالای روش و عدم استفاده از متغیرهایی مانند نور خورشید و ابعاد پنجره در متغیرهای شبکهٔ عصبی است[۱]. روش *Jad* در الگوریتم پیشنهادی ۲۲۵ خانه مسکونی به مساحت ۲۱۰ متر در سوئیس بررسی شده‌اند. متغیرهای دما، سرعت جریان هوا، اشغال و نور خورشید به‌عنوان متغیر درنظرگرفته‌شده‌است. در روش پیشنهادی یک سامانهٔ حرارتی خورشیدی طراحی شده‌است که دارای سنسورهای تشخیص دما نیز هستند و به‌محض گرم‌شدن هوا و تابش مستقیم خورشید دستگاه تهویهٔ خانه از میزان حرارتش کاسته می‌شود و سامانهٔ حرارتی خورشیدی از گرمای بیرون و تابش خورشید استفاده می‌کند و دوباره دمای خانه به وضعیت تعادل می‌رسد. روش پیشنهادی در ساعات مختلف شبانه‌روز با روش بدون بهینه‌سازی مقایسه شده‌است و در نهایت در مصرفِ انرژی حرارتی به میزان ۳۵ درصد صرفه‌جویی می‌شود. همچنین، روش پیشنهادی قادر بود مساحت ۶۵ درصد از مساحت خانه را گرم نگه دارد. این سامانه با ذخیره‌سازی انرژی حرارتی خورشیدی در سلول‌های خود قادر است هوای خانه را در هنگام شب و در نبود خورشید به میزان مناسبی گرم نگه دارد. از مزایای این روش استفاده از مجموعه‌دادگان مناسب، طراحی مناسب سامانهٔ حرارتی، کارآیی بالای روش و کاهش مصرف انرژی است؛ و از معایب آن نیز عدم گرم نگه‌داشتن کل خانه و هدررفت انرژی در بخش‌هایی از خانه [۱۴]. روش

[1] Time of use(TOU)

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

reynolds که در سال ۲۰۱۹ برای بهینه‌سازی انرژی در بیمارستان‌ها ارائه شده، دو راهبرد بهینه‌سازی برای مدیریت یک شبکه انرژی چندبرداری در سطح منطقه است. نخستین راهبرد بهینه‌سازی تولید گرما را برای برآوردن تقاضای ساختمان با کمترین هزینه بهینه می‌کند. راهبرد بهینه‌سازی دوم با هدف مدیریت تقاضای ساختمان اداری با مدیریت دمای نقطهٔ تنظیم حرارت است که راهبرد اول را گسترش می‌دهد. هر دو راهبرد بهینه‌سازی از شبکهٔ عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تقاضای ساختمان در ۲۴ ساعت آینده و همچنین، تولید انرژی خورشیدی استفاده می‌کنند. ازاین‌رو، از یک الگوریتم ژنتیک برای تنظیم ذخیره‌سازی حرارتی استفاده می‌شود. در بین مراحل زمانی، یک الگوریتم مدیریت خطای مبتنی بر قانون برای تنظیم راه‌حل مطلوب بر اساس خطای پیش‌بینی بین تقاضای پیش‌بینی‌شده و تقاضای واقعی با کمینهٔ تأثیر بر برنامهٔ بهینه‌سازی استفاده می‌شود. بهینه‌سازی بیست‌وچهارساعته دوباره بهینه می‌شود تا امکان واکنش سریع به شرایط پیش‌بینی‌نشده یا خطاهای پیش‌بینی‌شده وجود داشته‌باشد. از مزایای این روش کاهش تولید گاز دی‌اکسیدکربن و کاهش مصرف انرژی و از معایب آن نیز عدم‌توجه به مساحت ساختمان و مساحت پنجره‌هاست[۱۵].

۳-پیش‌زمینه

در روش پیشنهادی از شبکهٔ عصبی مصنوعی برای مرحله پیش‌بینی و از الگوریتم گرگ خاکستری برای بهینه‌سازی استفاده می‌شود که در ادامه به مروری از این دو الگوریتم می‌پردازیم.

۳-۱-شبکهٔ عصبی مصنوعی

مبحث شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوهای ریاضی و نرم‌افزاری متعددی با الهام‌گرفتن از مغز انسان پیشنهادشده‌اند که برای حل گسترهٔ وسیعی از مسائل علمی، مهندسی و کاربردی، در حوزه‌های مختلف کاربرد دارند. یادگیری شبکهٔ عصبی از طریق آموزش صورت می‌گیرد و وزن‌دهی مشابه با سامانهٔ ذخیره‌سازی اطلاعات، در شبکهٔ عصبی مغز انسان انجام می‌گیرد. یک شبکهٔ عصبی مصنوعی، از سه لایهٔ ورودی[1]، خروجی[2] و پردازش تشکیل می‌شود[۱۶]. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نورون) است که اغلب با همهٔ نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند، مگراین‌که کاربر ارتباط بین نورون‌ها را محدود کند؛ ولی نورون‌های هر لایه با سایر نورون‌های همان لایه ارتباطی ندارند. نورون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. یک شبکهٔ عصبی مجموعه‌ای از نورون‌هاست که با قرار گرفتن در لایه‌های مختلف، معماری خاصی را بر مبنای ارتباطات بین نورون‌ها در لایه‌های مختلف تشکیل می‌دهد[۱۷]. یکی از پایه‌ای‌ترین الگوهای عصبی موجود، مدل پرسپترون چندلایه[3] است که عملکرد انتقالی مغز انسان را شبیه‌سازی می‌کند. این شبکه از نوع شبکه‌های عصبی نظارت‌شده[4] است؛ یعنی برای آموزش شبکه لازم است به‌ازای هر الگوی ورودی خروجی مطلوب آن نیز مشخص شود. هر یک از سلول‌های عصبی مغز انسان، موسوم به نورون، پس از دریافت ورودی (از یک سلول عصبی یا غیرعصبی دیگر)، پردازشی روی آن انجام می‌دهند و نتیجه را به یک سلول دیگر (عصبی یا غیرعصبی) انتقال می‌دهد. این رفتار تا حصول نتیجه‌ای مشخص ادامه دارد که به‌احتمال منجر به یک تصمیم، پردازش، تفکر و یا حرکت خواهدشد[۱۸].

۳-۲- الگوریتم گرگ خاکستری

الگوریتم گرگ خاکستری بر پایهٔ رفتار شکار گرگ‌ها و سلسله‌مراتب حاکمیت آن‌ها استوار است. ساختار سلسله‌مراتبی و رفتار اجتماعی گرگ‌ها در حین فرایند شکار به‌صورت ریاضی الگو و برای الگوریتم بهینه‌سازی مورد استفاده می‌شود[۱۹]. گرگ‌های خاکستری اغلب ترجیح می‌دهند به‌صورت دسته‌ای زندگی کنند. اندازهٔ گروه به‌طور متوسط پنج تا دوازده تاست. رهبران یک نر و یک ماده، به نام آلفا هستند. آلفا بیشتر مسئول تصمیم‌گیری در مورد شکار، مکان خواب، زمان بیداری و ... است. سطح دوم در سلسله‌مراتب از گرگ‌های خاکستری بتاست. اعضای بتا، گرگ‌های تابع هستند که در تصمیم‌گیری یا فعالیت‌های دیگر دسته به آلفا کمک می‌کنند. پایین‌ترین رتبه‌بندی گرگ خاکستری امگاست. امگا نقش قربانی را بازی می‌کند. گرگ امگا همیشه باید در مقابل گرگ‌های غالب، تسلیم شود. اگر گرگی یک آلفا، بتا یا گاما نباشد، او یک تابع یا (دلتا در برخی موارد) است. گرگ دلتا باید تسلیم آلفا و بتا، ولی مسلط بر امگا باشد.

[1] Input layer
[2] Output layer
[3] Multi-Layer Perceptron (MLP)
[4] supervised

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

علاوه‌بر سلسله‌مراتب اجتماعی گرگ‌ها، شکار گروهی رفتار اجتماعی جالب دیگری از گرگ خاکستری است. فازهای اصلی از شکار گرگ خاکستری به شرح ذیل است:
ردیابی، تعقیب و نزدیک‌شدن به طعمه، محاصره و آزار طعمه تازمانی‌که متوقف شود و سپس حمله به سمت طعمه انجام می‌گیرد. به‌منظور الگوسازی ریاضی سلسله‌مراتب اجتماعی گرگ‌ها در حین طراحی گرگ خاکستری، مناسب‌ترین راه‌حل را به‌عنوان آلفا[1] در نظر می‌گیریم. درنتیجه، دومین و سومین راه‌حل‌های بهتر، به‌ترتیب بتا[2] و دلتا[3] نامیده‌می‌شوند. باقی راه‌حل‌های منتخب امگا (x) هستند[۲۰].

(جدول-۱): فرضیات الگوریتم پیشنهادی
(Table-1): Nations of proposed method

شاخص‌ها	توضیحات
W_0=1410 ،b_0=1	وزن و بایاس اولیه
N=20	تعداد نورون‌ها
MSE	مجذور مربعات خطا
New- MSE	مجذور مربعات خطای جدید
X_i	جمعیت اولیه در الگوریتم گرگ خاکستری
X_α	بهترین جواب سطح اول
X_β	بهترین جواب سطح دوم
X_δ	بهترین جواب سطح سوم
It	شمارنده تعداد تکرار (دور) در الگوریتم گرگ خاکستری
MaxIt	بیشترین تعداد دور در الگوریتم گرگ خاکستری
ε	بیشینه مقدار خطا

۴- روش پیشنهادی

اطلاعات پویا مانند اِشغال و شرایط آب‌وهوایی در حال حاضر در منطق داخلی سامانه‌های مدیریت ساختمان درنظرگرفته‌نمی‌شوند. علاوه‌بر این، بسیاری از ساختمان‌های قدیمی‌تر و کوچکتر دارای یک ترموستات مرکزی هستند که نقطهٔ تنظیم دما را در کل ساختمان مدیریّت می‌کند. این باعث می‌شود که پسماندهای انرژی زیاد شوند، زیرا مناطق خالی که نیازی به آن‌ها نیست هم، گرم می‌شوند. در ادامه روش نوین مدیریت انرژی ساختمان با استفاده از شبکهٔ اینترنت اشیا معرفی می‌شود.

[1] alpha(a)
[2] beta(b)
[3] delta(d)

الگوریتم پیشنهادی از دو فاز تشکیل شده‌است: فاز اول پیش‌بینی از طریق شبکهٔ عصبی است. در فاز دوم، فاز بهینه‌سازی، که از طریق الگوریتم گرگ خاکستری است، از میزان دمای مطلوب که دارای آسایش حرارتی برای ساکنان است، استفاده شده‌است. در ادامه هر دو فاز تشریح می‌شود. در جدول (۱) فرضیات الگوریتم پیشنهادی آورده شده‌است:

۴-۱- الگوسازی ساختمان

این روش یک نمونهٔ موردی، یعنی یک ساختمان کوچک در کاردیف انگلستان است. این ساختمان شامل شش منطقهٔ تهویهٔ مطبوع، سه فضای اداری، پذیرش، آشپزخانه و اتاق کنفرانس و جلسه است. ساختمان به یک سامانهٔ گرمایشی و سرمایشی الکتریکی با کنترل‌های جداگانه ترموستات منطقه‌ای الگو شده‌است. در این مقاله، پیش‌بینی اشغال روزبه‌روز در نظر گرفته‌نشده و تنها برای هر روز کاری برنامه‌های مشابهی درنظرگرفته‌شده‌است، زیرا الگوهای پوششی اداری در طول هفتهٔ کاری به‌نسبت سازگار هستند. سه منطقهٔ اداری دارای برنامه متفاوتی هستند و پذیرش از ساعت ۰۸:۰۰ تا ۱۹:۰۰ انجام شده‌است. آشپزخانه از ساعت ۱۲:۰۰ تا ۱۴:۰۰ و اتاق جلسه از ساعت ۱۰:۰۰ تا ۱۱:۰۰ اشغال شده‌اند. در طول ساعت‌های اشغال‌شده (ساعت ۰۸:۰۰ تا ۱۹:۰۰) ۲۱ درجه سانتیگراد و در طول ساعات اشغال نشده ۱۲ درجه سانتیگراد در تمام شش منطقه استفاده می‌شود. بین ۱۲:۰۰ و ۱۵:۰۰، هنگامی که تابش خورشید بیشتر است، راهبرد بهینه انتخاب می‌شود تا حرارت را به دمای بالاتر برساند و در اوایل ۱۹:۰۰ بعدازظهر، انرژی پایین‌تر از سناریوی پایه باشد[۱۱].

۴-۲- پیش‌بینی دما و مصرف انرژی با شبکهٔ عصبی مصنوعی

برای تهیهٔ مجموعه داده‌های آموزشی شبکهٔ عصبی، از ۲۷ ژانویه تا ۳۱ ماه مارس استفاده شده‌است. ورودی‌های شبکهٔ عصبی لازم است از قبل شناسایی شوند تا امکان پیش‌بینی برای کل بازهٔ زمانی بیست‌وچهارساعته فراهم شود. در این مطالعه متغیرهایی که به‌عنوان ورودی به آن‌ها توجّه می‌شوند، متغیرهای هواشناسی پویا شامل درجهٔ حرارت بیرون ساختمان[4] و تابش خورشید[5] است.

[4] Outdoor Temperature(To)
[5] Solar Irradiance(Irr)

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

این متغیرها می‌توانند به‌طور منطقی از ایستگاه‌های آب و هوایی محلی با دقت پیش‌بینی و بازیابی شوند. متغیرهای اضافی شامل ساعت روز[1]، دمای نقطهٔ تنظیم (متغیر تصمیم‌گیری)[2]، اشغال[3] و دمای ساعت قبل[4]هستند. متغیرهای ورودی به یک ماتریس با ساختار مناسب ترکیب‌شده و وارد شبکهٔ عصبی می‌شوند.

۴-۲-۱- ورودی‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی

دمای بیرون ساختمان: افزایش دمای هوای خارج ساختمان باعث گرم‌شدن سطح خارجی دیوارهای جانبی ساختمان می‌شود که هم‌زمان با این افزایش دمای دیوار، آفتاب نیز به‌صورت مستقیم بر دیوارها می‌تابد. قسمتی از اشعهٔ تابیده‌شده به دیوار در برخورد با سطح دیوار انعکاس‌یافته و بقیه در دیوار جذب‌شده و باعث گرم‌ترشدن ساختمان می‌شود.

دمای نقطهٔ تنظیم: باتوجّه‌به‌این‌که انسان‌ها احساس متفاوتی از گرما و سرما دارند، متغیری برای مدیریّت این مورد درنظرگرفته‌شده‌است. برای تنظیم دما دستگاهی تعبیه می‌شود. هنگامی‌که دما به نقطهٔ تنظیم برسد، ترموستات مدار برقی دستگاه را قطع می‌کند و وقتی دما ۳ الی ۵ درجه از نقطهٔ تنظیم پایین‌تر می‌رود، دوباره مدار وصل می‌شود.

تابش خورشید: بخش اعظم انرژی مصرفی در بخش ساختمان، صرف گرمایش و سرمایش و تأمین آسایش حرارتی می‌شود. در اقلیم سرد، کاهش بار گرمایش، از نظر اقتصادی و امنیت تأمین انرژی و کاهش آلودگی زیست محیطی در اولویت قرار می‌گیرد. ازآنجاکه دیوارها از مصالح بنایی ساخته می‌شوند، به‌عنوان منبع ذخیرهٔ حرارتی عمل می‌کند و در طی روز که در اثر تابش آفتاب گرم می‌شود، همچنان گرمای خود را تا شب حفظ کرده و به تعدیل دمای داخل کمک می‌کند، تابش خورشید رابطهٔ مستقیمی با درجه حرارت دمای ساختمان دارد. اگر ساعت روز، ولی هوا ابری باشد، آنگاه برابر یک در نظر می‌گیریم. همچنین، اگر ساعت روز، و هوا آفتابی باشد برابر دو در نظر می‌گیریم و اگر ساعت شب باشد، برابر صفر در نظر می‌گیریم (داده‌های مورداستفاده در روش پیشنهادی برای ماه‌های دی و بهمن است؛ بنابراین ساعات تابش خورشید از ۸ صبح تا ۶ عصر در نظرگرفته‌شده‌است).

اشغال: برای پیشگیری از اتلاف انرژی در ساختمان، در محیط‌ها و مناطقی که افراد حضور دارند، دمای آن محیط مطلوب نگهداری می‌شود و با عدم حضور افراد در محیط‌های دیگر نیاز به بهبود دما در آن منطقه نیست. در حالت کلی تنها مساحتی از ساختمان که افراد حضور دارند، گرم می‌شوند و بقیهٔ مساحت ساختمان گرم نمی‌شود. در روش پیشنهادی سه حالت وجود دارد: اگر کسی در ساختمان اداری حضور نداشته‌باشد، برابر صفر و اگر اشخاص در ساختمان اداری حضور داشته‌باشند، ولی در منطق، موردنظر نباشند، برابر یک درنظرگرفته‌می‌شود و اگر اشخاص هم در ساختمان و هم در منطقه حضور داشته‌باشند، آنگاه برابر دو در نظر می‌گیریم.

دمای ساعت پیش: دمای کنونی رابطهٔ نزدیکی با دمای ساعتی پیش دارد به‌ویژه در ساعات ظهر که دمای هوا بالاست.

ساعت: این متغیر برای ثبت دمای موردنظر در زمان است.

۴-۲-۲-طبیعی‌کردن داده‌ها

پیش‌از انجام هرگونه تحلیلی روی داده‌ها، باید آن‌ها را استاندارد کرد. به‌ویژه زمانی‌که داده‌ها چندبُعدی باشند. استفاده از داده‌های استانداردنشده ممکن است روی نتایج حاصل از تحلیل‌ها اثر نامناسبی داشته‌باشد. طبیعی‌کردن، که به استانداردکردن نیز موسوم است، در تحلیل شبکه‌های عصبی مصنوعی و تحلیل پوششی داده‌ها کاربرد دارد. پیش‌از آموزش شبکه، ورودی‌ها و هدف مقیاس‌بندی می‌شود تا آن‌ها در یک محدودهٔ خاص قرار گیرند و موجب بهبود عملکرد شبکه شوند.

$$Normlize(x) = \frac{x-min}{max-min} \quad (۱)$$

در اینجا x یکی از ویژگی‌های شبکهٔ عصبی، min کمترین مقدار و max بیشترین مقدار است.

۴-۲-۳- ساختار شبکهٔ عصبی مصنوعی

ورودی‌ها می‌توانند ورودی‌های شبکهٔ عصبی، یا سیگنال خروجی از سایر نورون‌های موجود در شبکه باشند. هریک از این ورودی‌ها در وزن متناظر خود ضرب شده و سپس با یکدیگر جمع می‌شوند تا سیگنال شبکه تولید شود. وزن متناظر با هر ورودی در واقع مشخص‌کنندهٔ قدرت آن سیگنال است. در روش پیشنهادی از پرکاربردترین شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه برای پیش‌بینی استفاده می‌شود.

[1] Current Timestamp(Hour)
[2] Temperature Set Point(T_{SP})
[3] Occupancy(O_{CC})
[4] Last hour temperature((T_{i-1})

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

از دو لایهٔ پنهان استفاده شده‌است و هر لایه تعداد معینی از نورون‌ها را نگه می‌دارد. معماری نهایی شبکهٔ عصبی به‌صورت ۶-۲۰-۲۰-۲ است. الگوریتم آموزش انتخاب‌شده بازپرداخت[1] و تابع انتقال[2] بین هر لایه «tansig» است. در جدول (۲) ساختار کلی شبکهٔ عصبی روش پیشنهادی گردآوری شده‌است.

(جدول۲): ساختار شبکهٔ عصبی مصنوعی

(Table-2): Neural network structure

نوع شبکه	Feed-forward backpropagation
الگوریتم آموزش	trainlm (Levenberg-Marquardt)
تعداد لایه‌های شبکه	۳
درصد داده‌های آموزش	٪۷۵
درصد داده‌های تعیین اعتبار	٪۱۵
درصد داده‌های آزمون	٪۱۵
تعداد لایه مخفی	۲
تعداد نورون‌های لایه مخفی	۲۰
تعداد خروجی	۲
تعداد ورودی	۶
تابع انتقال لایهٔ خروجی	خطی
تابع انتقال بین لایه‌ها	«tansig»

رویکرد استفاده‌شده در این مطالعه، آموزش یک شبکهٔ عصبی بر اساس مقادیر زیاد داده‌های شبیه‌سازی‌شده است. شکل (۱) شبه‌رمز مرحلهٔ پیش‌بینی الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد. خروجی شبکهٔ عصبی، انرژی مصرفی و دمای داخل ناحیه‌های ساختمان است. برای محاسبهٔ انرژی و گرم‌کردن یک ناحیه از رابطهٔ (۲) استفاده می‌شود. گرما انتقال انرژی از یک جسم یا از یک سامانهٔ ترمودینامیکی به دیگری است، هنگامی‌که دو سامانه در دو دمای متفاوت باشند. این انرژی در اثر تماس حرارتی منتقل می‌شود. واحد گرما در دستگاه SI برابر ژول است. همچنین، گرما با نماد Q نشان داده می‌شود. در رابطهٔ (۲) m حجم اتاق و C ظرفیت گرمای ویژه هواست که برابر با ۱/۰۱۲ است و $\Delta\theta$ تغییرات دمای منطقه در نظر گرفته شده‌است.

$$Q = mc\Delta\theta \qquad (۲)$$

مطابق با شبه‌رمز که در آن شبکهٔ عصبی با وزن و بایاس اولیه برابر یک است، در آغاز اجرای الگوریتم داده‌ها از پایگاه داده واکشی می‌شود، داده‌هایی برای آموزش انتخاب می‌شوند و سپس داده‌ها طبیعی‌سازی می‌شوند. پس‌از تعیین و ایجاد ساختار مناسب برای شبکهٔ عصبی که در روش پیشنهادی دارای دو لایهٔ مخفی و بیست نورون در هر لایه است، شبکه شروع به آموزش می‌کند، که از الگوریتم آموزش LM استفاده شده‌است؛ زیرا سرعت و دقت بالا و خطای کمتری نسبت‌به الگوهای دیگر دارد و در مسایل تخمین تابع با شاخص‌های کمتر از صد الگوریتم، کارآیی بالاتری از خـود نشان می‌دهد. خطای حاصل از آموزش محاسبه می‌شود، اگر خطا بیشتر از میزان انتظار باشد، دوباره وزن و بایاس جدید تنظیم می‌شود و آموزش دوباره، تکرار می‌شود تاجایی‌که خطا به کمترین میزان برسد. سپس داده‌ها برای ورود به مرحلهٔ دوم که مرحله بهینه‌سازی است، وارد الگوریتم گرگ خاکستری می‌شود. در روش پیشنهادی از شبکهٔ عصبی پرسپترون استفاده می‌شود، زیرا سرعت بالا و محدودهٔ تصمیم‌گیری بهتری نسبت‌به سایر شبکه‌های عصبی دارد.

First Phase: Forecasting Phase

1. W_0=1, b_0=1, N=40
2. Load data from database
3. Select data for training
4. Normalize train data
5. Create neural network
6. **For** i=1:N
7. If MSE < ε
8. Break
9. forward propagation
10. Backward propagation
11. Compute new-MSE
12. **if** new-MSE < MSE
13. Output is predicted energy consumption and indoor temperature results and go to next phase
14. **else** Compute New Weights and Biases go to step10
15. **End for**

(شکل-۱): شبه‌رمز مرحلهٔ پیش‌بینی

(Figure-1): Predictive phase semi-code

۳-۴- الگوریتم گرگ خاکستری

همان‌طورکه در بخش پیشین توضیح داده شده‌است، مرحلهٔ اول، مرحله پیش‌بینی به‌وسیلهٔ شبکهٔ عصبی مصنوعی است. پس‌از اجرای این مرحله نوبت به اجرای مرحله دوم می‌شود. در این مرحله، از الگوریتم فراابتکاری استفاده می‌شود که دارای ساختار سلسله‌مراتبی است. استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری باعث می‌شود سرعت

[1] Levenberg-Marquardt
[2] Transition function

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

بهینه‌سازی افزایش پیدا کند و زمان محاسبات کوتاه‌تر شود، زیرا روش پیشنهادشده از سرعت هم‌گرایی و پایداری بیشتری برخوردار است. الگوریتم گرگ خاکستری برای بهینه‌سازی دمای نقطه‌ای هر منطقه برای بیست‌وچهار ساعت آینده استفاده می‌شود. این بخش جزئیات دقیق‌تری از فرایند بهینه‌سازی را ارائه می‌دهد. گرگ خاکستری یک الگوریتم جستجوی مبتنی‌بر جمعیت است. به‌دلیل توانایی آن‌ها به بهینهٔ مطلوب جهانی، به‌جای راه حل‌های بهینهٔ محلی معمول از آن برای ایجاد مشکلات، استفاده می‌شود. استفاده از شبکهٔ عصبی در مرحلهٔ اول و در دورهای پایین سبب آموزش با سرعت پایین و اندک شبکه است. اما گاهی بهینهٔ دما به‌اشتباه کشف می‌شود که استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری این مشکل را به‌راحتی حل می‌کند و دمای بهینه به‌سادگی کشف می‌شود.

نخست، نحوهٔ حرکت گرگ‌ها در فضای جستجو، سپس نحوهٔ ترکیب همسایگی‌های تصادفی را بهبود می‌دهد. برای مقابله با ویژگی‌های غیرخطی که اغلب در کنترل ساختمان‌ها یافت می‌شوند، و همچنین گرایش آن‌ها برای بهینه‌سازی مورداستفاده در این پژوهش، لازم بود بتوانیم انرژی گرمایی مصرفی و دمای داخلی هر منطقهٔ متعادل را در هر ساعت از روز برای کل بازهٔ زمانی بیست‌وچهارساعته پیش‌بینی کنیم. این محاسبه نیاز به سرعت دارد تا با راهبرد بهینه‌سازی گرگ خاکستری ترکیب شود، بنابراین شبیه‌سازی انرژی کامل نمی‌تواند به‌عنوان یک موتور ارزیابی استفاده شود. ازاین‌رو، با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی تولیدشده توسط الگوی انرژی، یک الگوی جایگزین شبکهٔ عصبی برای هر منطقه آموزش داده‌شد تا بتواند آن را در زمان بهینه‌سازی زمان واقعی تکرار کند. بازهٔ زمانی بهینه‌سازی بیست‌وچهارساعته باقی می‌ماند تا پیش‌بینی آن را انجام دهد و امکان پیش‌گرمایش یا خاموش‌شدن را به‌موقع فراهم کند. هر راه‌حل از شبکهٔ عصبی به‌عنوان ورودی به الگوریتم گرگ خاکستری داده‌می‌شود که شامل دویست کروموزوم و هر کروموزوم برابر ۲۴ ژن، است که دارای دو مقدار دما و انرژی لازم برای رسیدن به دمای موردنظر است و روش پیشنهادی با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری بهینهٔ دما از نظر مصرف انرژی کمتر را انتخاب می‌کند.

طبق شبه‌رمز شکل (۲) اندازهٔ جمعیت اولیه گرگ‌ها برابر ۲۰۰ درنظرگرفته‌می‌شود. گرگ خاکستری حاوی مجموعه‌ای از راه‌حل‌هاست، هریک از راه‌حل‌ها حاوی «گرگ‌ها»یی است که در مورد ما ۲۴ نقطهٔ تنظیم دما بین ۱۲ و ۲۴ درجه سانتیگراد است و یک مقدار را برای هر ساعت نشان می‌دهد. هریک از راه‌حل‌ها برای ارزیابی از تابع برازندگی، استفاده می‌کنند. با استفاده از این تابع برازندگی، راه‌حل‌ها به‌ترتیب اولویت‌بندی می‌شوند و این امر احتمال پذیرش آن‌ها را با راه‌حل‌های دیگر مقایسه می‌کند. گرگ‌های خاکستری در یک راه‌حل، فرصتی را برای حرکت به یک راه‌حل تصادفی امکان‌پذیر و از این طریق اطمینان حاصل می‌کنند که بهینه‌سازی در کیمنه‌های محلی گیر نمی‌کند.

Second Phase: Optimization Phase

1. Initialize the gray wolf population X_i
2. Initialize α,A and C
3. Calculate the fitness of each search
4. X_α= the best search
5. X_β= the second best search
6. X_δ= the third best search
7. **While** (It< MaxIt)
8. **For** each search
9. Update the position of the current search
10. **End for**
11. Update α, A and C
12. Calculate the fitness of all search
13. Update X_α , X_β , X_δ
14. It=It+1
15. **end While**
16. **return** X_α

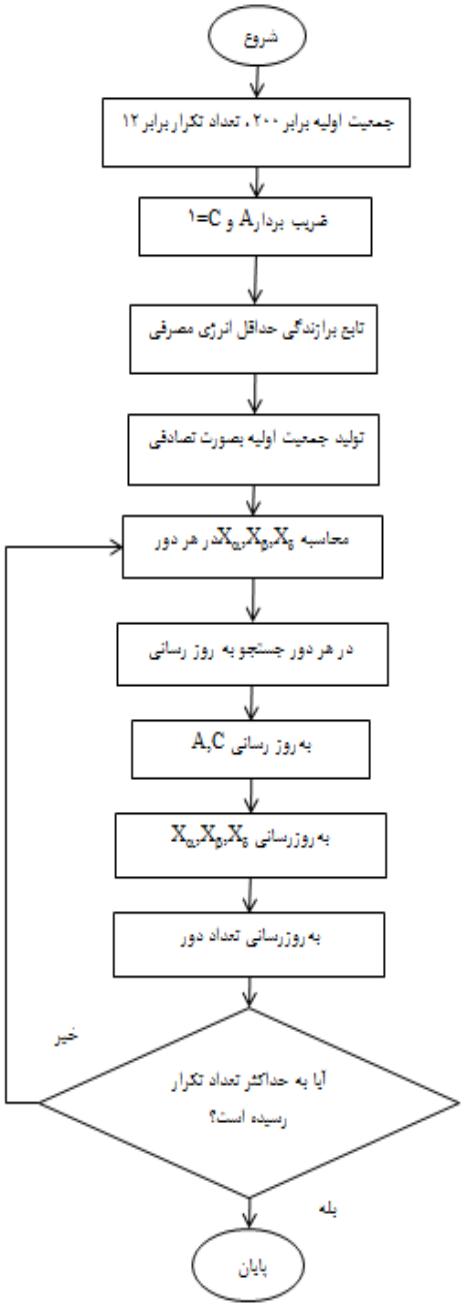
(شکل-۲): شبه‌رمز مرحلهٔ پیش‌بینی
(Figure-2): Predictive phase semi-code

دورهای جدید ادامه می‌یابد تا زمانی‌که معیار توقّف از پیش‌تعیین‌شده برآورده‌شود. این امر می‌تواند به بیشترین زمان، بیشترین تعداد دورها یا مربوط به تغییر در راه‌حل بهینه در طول زمان مربوط باشد.

طبق شکل (۳) در روش پیشنهادی، ۲۰۰ گرگ به‌عنوان جمعیت اولیه در نظر گرفته‌می‌شود که دارای ۲۴ متغیر است؛ زیرا شبانه‌روز برابر با ۲۴ ساعت است. ورودی گرگ خاکستری، دو مقدار دمای هر منطقه و انرژی لازم برای دستیابی به آن دما است. تابع برازندگی کمینهٔ انرژی مصرفی درنظرگرفته‌شده‌است و دمای داخلی پیش‌بینی‌شده بالاتر از ۲۰ درجه سانتیگراد و کمتر از ۲۴ درجه سانتیگراد است. جمعیت اولیه نیز به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود و با محاسبهٔ برازندگی گرگ‌ها مقدار آلفا، بتا و دلتا تعیین می‌شود. ضریب بردار مکان گرگ تغییر پیدا می‌کند، به‌روزرسانی می‌شود و دوباره برازندگی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

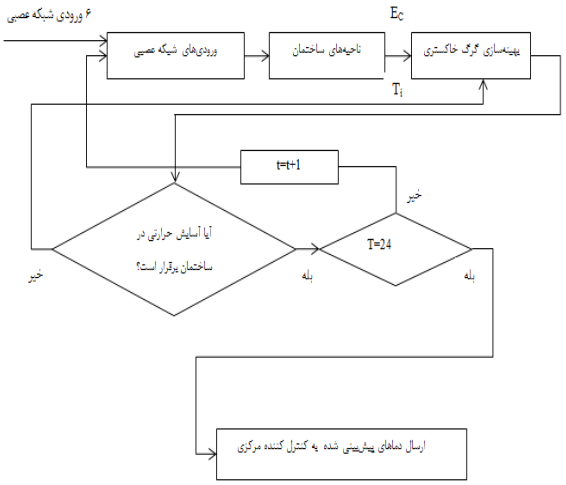
راه‌حل‌ها محاسبه می‌شود و تعداد دور یک واحد افزایش پیدا می‌کند، تا در نهایت با پایان‌یافتن شرط توقف الگوریتم که رسیدن به جواب بهینه یا پایان یافتن دور است، اجرا پایان می‌یابد. بهینهٔ دما برای هر شش منطقهٔ ساختمان با کمترین مقدار مصرفی انرژی انتخاب می‌شود که خروجی نهایی الگوریتم پیشنهادی است.



(شکل-۳): روندنمای مرحلهٔ بهینه‌سازی
(Figure-3): Optimization phase semi-code

۴-۴- ارزیابی مرحله پیش‌بینی و بهینه‌سازی

هنگامی‌که ورودی‌های شبکهٔ عصبی جمع‌آوری می‌شوند، برای هر شش منطقه، شبکهٔ عصبی انرژی مصرفی و دمای داخلی را برای آن زمان پیش‌بینی می‌کنند.



(شکل-۴): خلاصهٔ مرحله پیش‌بینی و بهینه‌سازی
(Figure-4): Predictive and Optimization phase Summary

پس از بررسی آسایش حرارتی اطمینان حاصل می‌کند تا زمانی‌که تمام ۲۴ ساعت محاسبه نشده‌است، در طول ساعت‌های اشغال‌شده، دمای داخلی پیش‌بینی‌شده باید بالاتر از ۲۰ درجه سانتیگراد و کمتر از ۲۴ درجه سانتیگراد باشد.

همان‌طورکه در شکل (۴) نشان داده شده‌است، ورودی‌های هر ناحیه از شبکهٔ عصبی وارد می‌شوند؛ سپس، پیشگویی‌ها انجام می‌شود، خروجی دما و میزان انرژی مصرفی وارد الگوریتم گرگ خاکستری و میزان آسایش حرارتی بررسی می‌شود. دمای داخلی پیش‌بینی‌شده برای ۲۴ ساعت بررسی و سپس، مصرف انرژی در طول ۲۴ ساعت جمع‌آوری می‌شود، که نتیجهٔ آن برابر با تناسب راه‌حل‌ها است. الگوریتم گرگ خاکستری با استفاده از روش شرح‌داده‌شده برای تمام شش منطقهٔ متعادل تکمیل شده‌است. این روش می‌تواند به‌صورت موازی انجام شود تا زمان بهینه‌سازی کاهش یابد؛ زیرا هر منطقه بهینه‌سازی مستقل است و به ورودی‌های دیگر مناطق وابسته نیست.

۵- نتایج شبیه‌سازی

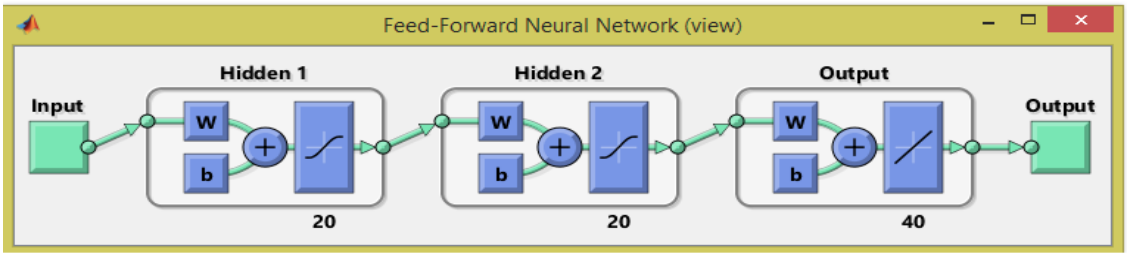
برنامه با استفاده از نرم‌افزار MATLAB R2016b که متنش فارغ از جعبه‌ابزار شبکهٔ عصبی آن در محیط M-file نگارش شده‌است، و در یک سامانه با سیستم‌عامل ۸.۱ با پردازندهٔ Intel (R) Core (TM) i7 با سرعت ۲.۴ GHz و حافظهٔ داخلی ۸ گیگابایت نوشته شده‌است.

باتوجّه‌به اهمیت دمای هوای بیرون ساختمان در تغییرات دمایی داخل ساختمان و انرژی مصرفی یکی از ورودی‌های شبکهٔ عصبی این شاخص است که برای تهیهٔ

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

مجموعه‌داده‌های آموزشی شبکهٔ عصبی، از اول ژانویه تا دو ماه بعد استفاده شده‌است. لازم است ورودی‌های شبکهٔ عصبی لازم از قبل تعیین شوند تا امکان پیش‌بینی برای کل بازه زمانی بیست‌وچهارساعته فراهم شود.

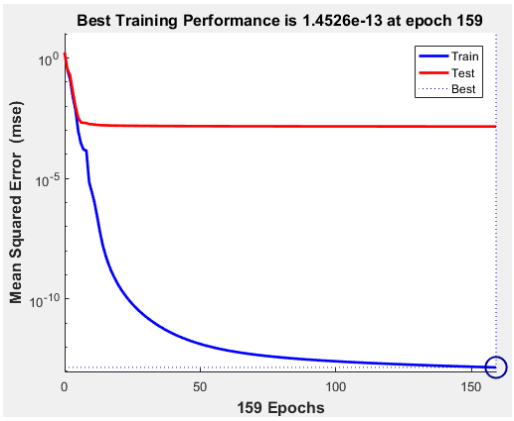
باتوجّه‌به‌این‌که بانک داده‌ها برای آموزش شبکه و تعمیم آن ضروری است، نخستین گام در الگوکردن شبکه‌های عصبی، گردآوری آن‌هاست. بانک داده‌ها از مقاله و به‌طور منطقی از ایستگاه‌های آب‌وهوایی محلی با دقت پیش‌بینی و از سایت معتبر هواشناسی به‌دست‌آمده‌است[۱۱] یک بردار شش‌بعدی شامل درجه حرارت بیرون ساختمان، ساعات تابش خورشید، دمای نقطهٔ تنظیم (متغیر تصمیم‌گیری، اشغال، دمای ساعت قبل به‌عنوان بردار ورودی شبکه، در نظر گرفته شده‌است. همان‌طورکه گفته شد، شبکه شامل سه لایه است: یک لایهٔ ورودی، دو لایهٔ مخفی با ۲۰ نرون و یک لایهٔ خروجی. شکل (۵) نیز طرح شبکه در محیط را نمایش می‌دهد.



(شکل-۵): شبکهٔ عصبی با دو لایهٔ مخفی

(Figure-5): Neural network with two hidden layers

یک بردار تک‌بعدی بیست‌وچهارتایی از دمای ساعات روز شامل دمای شش منطقهٔ داخلی ساختمان به‌عنوان بردار هدف درنظرگرفته‌شده‌است. مجموعه داده‌هایی که به‌منظور طراحی یک شبکه عصبی به‌کارمی‌روند، اغلب، به سه دستهٔ آموزش[۱]، تعیین اعتبار[۲] و آزمون[۳] تقسیم می‌شوند. در طراحی به روش یادگیری نظارت‌شده، اطلاعات کامل مجموعه آموزشی به شبکه داده‌می‌شود.



(شکل-۶): میانگین مربعات خطاها در شبکهٔ آموزشی عصبی

(Figure-6): Means square error in neural network

شبکه هم ورودی و هم خروجی مطلوب دسته آموزشی را در اختیار داشته و شاخص‌های خود را بر اساس این اطلاعات تنظیم می‌کند، اما در مورد دستهٔ آزمون فقط ورودی‌ها به شبکه داده‌می‌شود و درحقیقت، شبکه آشنایی قبلی نسبت‌به این داده‌ها ندارد. دستهٔ تعیین اعتبار به این منظور استفاده می‌شود که شبکه به‌جای یادگیری، داده‌ها را حفظ نکند؛ درواقع، دستهٔ تعیین اعتبار یک عامل محدودکننده برای شبکه عصبی است؛ به این ترتیب که شبکه را وادار می‌کند تا در صورت حفظ‌کردن داده‌ها متوقف شود.

واضح است که هرچه خطا روی داده‌های آموزشی کمتر باشد، شبکه آموزش بهتری دیده‌است. اما این اصل همیشه برقرار نیست، زیرا در بسیاری موارد دیده شده‌است که خطای آموزش بسیار کم بوده درحالی‌که جواب شبکه برای خطای داده‌های تست مناسب نیست. در این گونه مواقع شبکه در حال حفظ‌کردن به‌جای یادگیری است. برای حل این مشکل از داده‌های مربوط به تعیین اعتبار استفاده می‌شود. گفتنی است که نسبت تعداد داده‌های آموزش، تعیین اعتبار و آزمون به نظر پژوهشگر بستگی دارد. در این مطالعه، انتخاب سه زیر مجموعه یادشده از مجموعه داده‌های تجربی، به‌صورت کامل، تصادفی صورت گرفته‌است. برای محاسبهٔ میزان دقت شبکه در شکل (۶)، از تابع خطای زیر استفاده شده‌است:

$$MSE = \frac{\sum_i^n (p_i - o_i)^2}{n} \qquad (۳)$$

در رابطهٔ (۳) که میزان دقت شبکه را نشان می‌دهد و برابر با میانگین مربع خطاها است:

n: تعداد داده‌ها

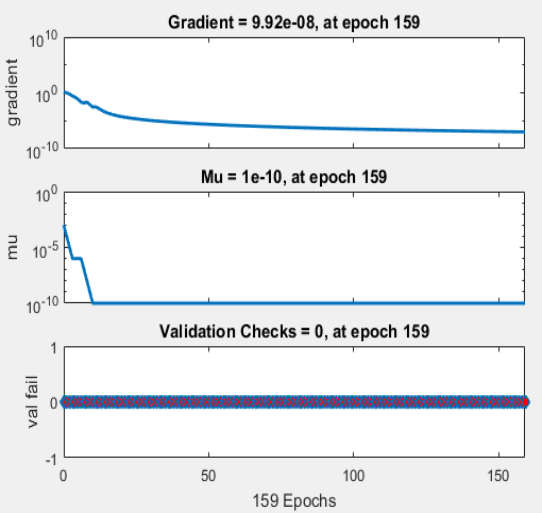
[1] Training
[2] validation
[3] Test

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

O_i: مقدار دادهٔ اندازه‌گیری‌شده

p_i: مقدار دادهٔ موردانتظار

در مورد خطای MSE هرچقدر این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهندهٔ مطلوب‌بودن نتیجه است که در آغاز آموزش و دورهای ابتدایی اندکی بالاست، ولی با گذشت زمان مقدار آن به صفر نزدیک می‌شود، زیرا آموزش به‌صورت کامل انجام می‌شود، تاجایی‌که مقدار بهینهٔ کامل نزدیک و پیش‌بینی به مقدار واقعی نزدیک می‌شود.



(شکل-۷): خطای رگریسیون در شبکهٔ آموزشی عصبی

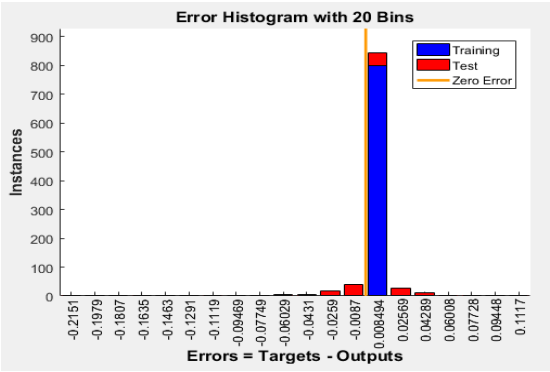
(Figure-7): Regression Error in Neural Network

با بهره‌گیری از روش‌های رگرسیون چندمتغیره می‌توان به تحلیل و بررسی هم‌زمان چندین متغیر مختلف پرداخت. عملکرد مناسب این روش‌ها تا حد زیادی به صحت داده‌ها و عدم وجود اغتشاشات بستگی دارد، چراکه این روش‌ها در مقابل اطلاعات نادرست حساسیت بالایی داشته و ورود چنین داده‌هایی منجر به بروز خطاهای بزرگ و فاحش در نتایج می‌شود. افزون‌براین کارایی مناسب این روش‌ها در برابر متغیرهایی با توزیع طبیعی محرز می‌شود. رگرسیون چندمتغیره در حقیقت ارتباط بین چند متغیر مستقل را با متغیر موردنظر بیان می‌دارد.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i-\bar{O})(P_i-\bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(O_i-\bar{O})^2 \sum_{i=1}^{n}(p_i-\bar{p})^2}} \qquad (۴)$$

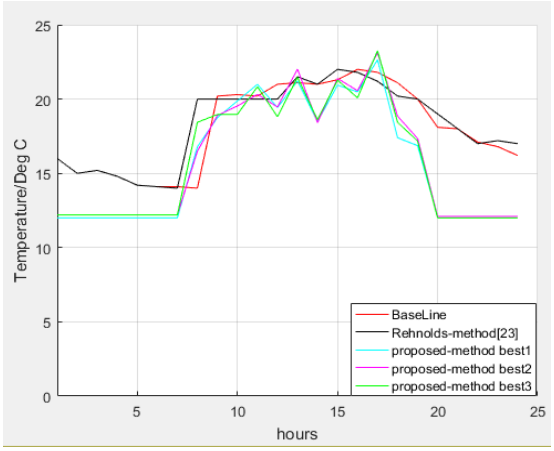
در رابطهٔ (۴) علامت بار متوسط متغیرهاست.

شکل(۸) توزیع خطا در شبکه را نشان می‌دهد. همان‌طورکه مشاهده می‌شود، همهٔ خطاها به صفر نزدیک هستند که خطای مثبت نشان‌دهندهٔ خروجی کوچک‌تر نسبت‌به هدف است و خطای منفی خروجی بزرگتر نسبت‌به هدف. فقط در یک مورد خطای شبکه زیاد است که به‌دلیل متفاوت‌بودن دادهٔ این قسمت با سایر داده‌هاست. باتوجّه‌به تعداد زیاد داده‌های ورودی برای شبکهٔ عصبی آموزشی، خروجی‌های متنوعی برای آن به‌دست‌می‌آید. ازاین‌رو، از یک الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری استفاده می‌شود. شکل (۹) دمای بهینه را در سه سطح نمایش می‌دهد. الگوریتم گرگ خاکستری دارای ۲۰۰ ورودی از شبکهٔ عصبی آموزشی و خروجی آن سه پاسخ بهینه کلی است. که در مقایسه با دمای بهینه روش Rehnolds و بدون استفاده از هیچ روش مؤثر بهینه‌سازی با نام BaseLine است.



(شکل-۸): خطای بایاس طبیعی‌شده در شبکهٔ آموزشی عصبی

(Figure-8): Error Histogram in neural network



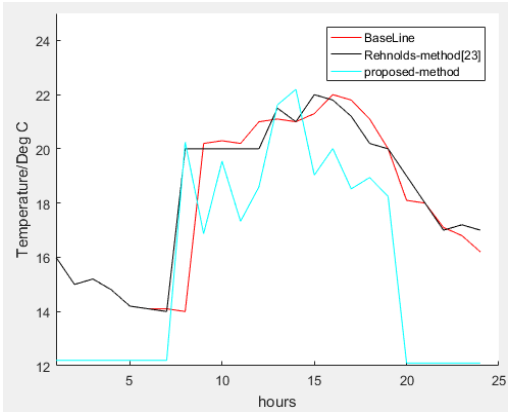
(شکل-۹): خروجی الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری

(Figure-9): Gray wolf optimization algorithm output

شکل (۱۰) دمای بهینهٔ روش پیشنهادی در مقایسه با دمای بهینه روش Rehnolds و بدون استفاده از هیچ روش مؤثر بهینه‌سازی با نام BaseLine در ۱۵ فوریه است. شکل (۱۰) میزان انرژی مصرفی را نشان می‌دهد. نتایج بهینه‌سازی مصرف انرژی در مناطق مختلف ساختمان را نشان می‌دهد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]

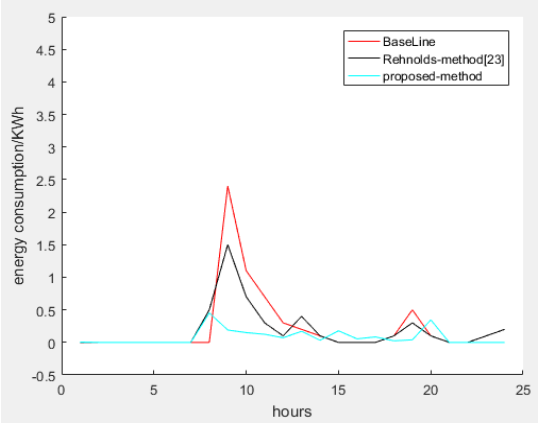
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]



(شکل-۱۰): دمای درون ساختمان در ۱۵ فوریه

(Figure-10): Indoor temperature on February 15

شکل (۱۱) میزان مصرف انرژی در ۱۵ فوریه را نشان می‌دهد. همان‌طورکه دیده‌می‌شود، میزان مصرف انرژی پایین‌تر از سایر روش‌هاست، زیرا در زمان‌هایی که نیاز به گرم‌بودن منطقه نیست، دستگاه سرمایش و گرمایش استفاده نمی‌شود.



(شکل-۱۱): مصرف انرژی در۱۵ فوریه

(Figure-9): Energy consumption on February 15

تعرفه مصرف انرژی در روش پیشنهادی مطابق جدول (۳) محاسبه می‌شود و سپس، در میزان انرژی مصرفی ضرب می‌شود تا هزینهٔ آن محاسبه شود.

(جدول۳): تعرفهٔ هزینه برق [۱۱]

(Table-3): Tariff of electricity costs [11]

ساعت	1-5	5-15	15-19	19-22	22-24
تعرفه	5	12	25	12	5

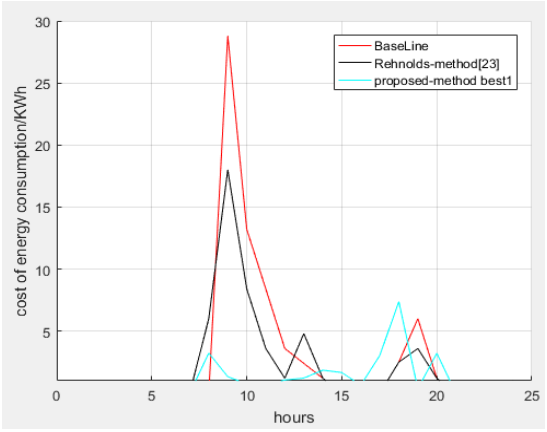
جدول (۴) میزان مصرف انرژی را در کل قسمت‌های ساختمان و هر یک از مناطق ساختمان در مقایسه با روش روش Rehnolds و بدون استفاده از هیچ روش مؤثر بهینه‌سازی با نام BaseLine نشان می‌دهد. مقایسهٔ این جدول نیز نشان از بهبود عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های مذکور را دارد. روش پیشنهادی با کاهش کل مصرف انرژی در کل روز باعث کاهش هزینهٔ برق مصرفی می‌شود.

(جدول۴): مقایسهٔ مصرف انرژی بر حسب کیلووات ساعت

(Table-4): Compare electricity consumption in kWh

مناطق ساختمان	روش بدون بهینه‌سازی	روش Rehnolds	روش پیشنهادی
اتاق کنفرانس و جلسه	50.92	38.94	8.12
آشپزخانه	16.16	12.25	2.18
اتاق اداری (پژوهشگران)	58.25	32.61	9.83
اتاق اداری (دکتراها)	121.92	78.22	12.47
اتاق اداری طبقهٔ پایین	30.82	15.35	4.78
پذیرش	42.08	18.95	7.56

هزینهٔ برق مصرفی برای هر قسمت از ساختمان به‌سادگی با قیمت هر کیلووات ساعت در آن زمان و ساعت خاص روز در جدول (۳) آورده شده‌است، برای هر روز هفته مشابه است، ضرب می‌شود به نمودار مصرف انرژی شکل (۱۱) تا نمودار شکل (۱۲) هزینه مصرفی متناسب با این نمودارها به‌دست‌آید.



(شکل- ۱۲): هزینهٔ مصرف انرژی

(Figure- 12): Cost of energy consumption

همان‌طورکه (شکل-۱۲) نشان می‌دهد، مصرف انرژی روش پیشنهادی بسیار پایین‌تر است که درنتیجه، هزینهٔ مصرف انرژی نیز در مقایسه با سایر روش‌ها به‌شدت کاهش پیدا کرده است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله هدف طراحی خانه‌های هوشمندی است که ساکنان آن امکان تنظیم و کنترل تجهیزات منزل خود را از راه دور و نزدیک با کمک سنسورها و تجهیزات مختلف داشته‌باشند و بتوانند برنامه‌های مختلف و سناریوهای

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

متنوعی را تعریف و اجرا کنند. در راستای بهینه‌سازی مصرف انرژی ساختمان علاوه‌بر اقدامات لازم برای کاهش انتقال حرارت از پوستهٔ خارجی ساختمان و تمهیدات یادشده، می‌توان از سامانه‌ها و تجهیزاتی نیز بهره جست تا نیاز انرژی ساختمان تا حد ممکن کاهش یابد؛ به‌عنوان مثال، بهره‌گیری از سامانه‌های ساختمان هوشمند برای انطباق هرچه بیشتر تولید انرژی با نیازهای واقعی و مقطعی.

رویکرد پیشنهادی داری دو مرحله است؛ مرحلهٔ اول، مرحله پیش‌بینی که با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی اجرا می‌شود و دمای هوای درون ساختمان و همچنین میزان مصرف انرژی در آن پیش‌بینی می‌شود. در این مرحله از شبکهٔ عصبی پرسپترون استفاده می‌شود که دارای دو لایهٔ پنهان و پنج ورودی است. پس از اجرای مرحلهٔ اول و پیش‌بینی بیست‌وچهارساعته برای هر شش منطقهٔ ساختمان باید میزان مصرف انرژی و دمای موردنظر آن بهینه شوند. پس الگوریتم گرگ خاکستری به‌کارگرفته‌می‌شود که بهترین دما و کمترین مصرف انرژی انتخاب شوند. برای شبیه‌سازی از نرم‌افزار شبیه‌ساز متلب استفاده شده‌است که نتایج نشان می‌دهد مصرف انرژی و قیمت تمام‌شدهٔ ساختمان به‌شدت کاهش پیدا می‌کند. از معایب روش پیشنهادی می‌توان به سرعت کم الگوریتم در دورهای آغازین اشاره کرد؛ زیرا شبکهٔ عصبی به‌طورکامل آموزش ندیده‌است. برای کارهای آتی روش‌های زیر پیشنهاد می‌شود:

- استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی وال، خفاش و...
- اجرای روش پیشنهادی در ساختمان‌های بزرگتر مانند: بیمارستان، مدرسه، دانشگاه
- استفاده از ورودی‌ها و شاخص‌های بیشتر در شبکهٔ عصبی، به‌عنوان مثال، جنس دیوار، محل جغرافیایی ساختمان، تعداد پنجره‌ها و...

۷- مراجع 7- Refrence

1. H., Omar, et al. "IoT-based interactive dual mode smart home automation." *2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*. IEEE, 2019.
2. C. Franco, et al.". *The Internet of Things for Smart Urban Ecosystems*". Springer, 2019.
3. K. Huh Seyoung, "Managing IoT devices using blockchain platform," in *9th international conference on advanced communication technology (ICACT)*, 2017.
4. M. Miettinen, "IoT Sentinel: Automated device-type identification for security enforcement in IoT," in *IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, 2017.
5. A. K. Harish "A review on modeling and simulation of building energy systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 1272-1292, 2016.
6. M. H. Magalhães, "Modelling the relationship between heating energy use and indoor temperatures in residential buildings through Artificial Neural Networks considering occupant behavior," *Energy and Buildings* , vol. 151, pp. 332-343, 2017.
7. K. Martin,A. Greene“ ,Prediction Model of California Residential Buildings' Energy Consumption ”,*CSDEC 2012: Developing the Frontier of Sustainable Design, Engineering, and Construction* ,pp. 55-62., 2012
8. K.. Papantoniou“ ,Building optimization and control algorithms implemented in existing BEMS using a web based energy management and control system ”,*Energy and Buildings* , Vol.98 ,pp. 45-55, 2015.
9. G. Mehreen“ Understanding the energy consumption and occupancy of a multi-purpose academic building ”,*Energy and Buildings* , Vol.87 ,pp. 155-165, 2015.
10. A. C., Menezes, et al. "Estimating the energy consumption and power demand of small power equipment in office buildings." *Energy and Buildings*, Vol.75, pp. 199-209, 2014.
11. J. Reynolds, "A zone-level, building energy optimisation combining an artificial neural network, a genetic algorithm, and model predictive control," *Energy*, vol. 151, pp. 729-739, 2018.
12. J.Wang, y. Junqi, Y. Nan, Y. Zhang, and X. Yang. "Research on Chaotic Time Series Prediction Model for Building Energy Consumption." In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 242, no. 6, p. 062037. IOP Publishing, 2019.
13. M. Laurent, "Multiobjective optimization of building design using TRNSYS simulations, genetic algorithm, and Artificial Neural Network." *Building and Environment*, vol45, pp.739-746, 2010.
14. K.Jad, Z. Alameddine, and P. Hollmuller. "Understanding and bridging the energy performance gap in building retrofit." *Energy, vol.*122, pp. 217-222, 2017.
15. Reynolds, J., Ahmad, M. W., Rezgui, Y., & Hippolyte, J. L. ,"Operational supply and demand optimisation of a multi-vector district energy system using artificial neural networks and a genetic algorithm". *Applied energy*, Vol. *235*, pp.699-713, 2019.
16. Ö.Lale, A. Baykasoğlu, and S. Kulluk. "A soft computing-based approach for integrated training and rule extraction from artificial neural networks: DIFACONN-miner." *Applied Soft Computing*, vol.10, pp. 304-317, 2010.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]

17. R. Naveen, and C. Raghavendra. "Rule extraction from differential evolution trained radial basis function network using genetic algorithms." *2009 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*. IEEE, 2009.
18. W. Xin, and S. Lin. "Pruning And Retraining Method For A Convolution Neural Network." U.S. Patent Application, vol. 15, pp. 429-438, 2019.
19. Mirjalili, S., Aljarah, I., Mafarja, M., Heidari, A.A. and Faris, H., "Grey Wolf optimizer: theory, literature review, and application in computational fluid dynamics problems". *Nature-inspired optimizers*, pp.87-105, 2019.
20. I. Aljarah, et al. "Clustering analysis using a novel locality-informed grey wolf-inspired clustering approach." *Knowledge and Information Systems*, vol. 62, 1-33, 2019.
21.

آیدین افکاریان خیابان مدرک کارشناسی مهندسی فناوری اطلاعات خود را در سال ۱۳۹۴ از دانشگاه آزاد تبریز گرفت و در سال ۱۳۹۸ مدرک کارشناسی ارشد خود در رشته فناوری اطلاعات گرایش شبکه‌های کامپیوتری در دانشگاه آزاد شبستر دریافت کرد. حوزه‌های تخصصی موردعلاقهٔ ایشان شبکه‌های بی‌سیم، شبکه اینترنت اشیا و الگوریتم‌های هوش مصنوعی است.
نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:
Aydin.afkarian@gmail.com

وحید مجیدنژاد مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۵ در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار از دانشگاه‌های آزاد اسلامی واحد تبریز و واحد تهران اخذ کرد. همچنین مدرک دکتری تخصصی خود را در رشته مهندسی رایانه- گرایش هوش مصنوعی در سال ۱۳۹۲ از آکادمی علوم بلاروس گرفت. وی از سال ۱۳۸۵ عضو هیات علمی گروه کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد شبستر است. حوزه‌های تخصصی علاقه‌مندی ایشان یادگیری ماشین و الگوریتم‌های هوش جمعی و بهینه سازی است. نشانه رایانامهٔ ایشان عبارت است از:
vahidmn@iaushab.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-07-05]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.2.99]