

محاسبه انرژی گرمایشی ساختمانها به کمک شبکه عصبی انتشار برگشتی

محمد حیدری^۱

^۱ مری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد الیگودرز: moh.heidari@yahoo.com

چکیده

در این مقاله ابتدا برای یک ساختمان مسکونی که دارای سیستم حرارت مرکزی می‌باشد انرژی گرمایشی آن توسط برنامه تدوین شده محاسبه می‌شود. سپس با تغییر پارامترهای موثر در میزان انرژی گرمایشی ساختمان، مسئله برای حالت‌های مختلف تحلیل می‌شود. آنگاه یک شبکه عصبی انتشار برگشتی توسط نرم افزار Matlab ایجاد می‌گردد. برای آموزش این شبکه از الگوریتم آموزش نظارت شده استفاده می‌شود. پس از آموزش شبکه تعدادی ساختمان تحت شرایط مختلف با روش دقیق و استفاده از هوش مصنوعی تحلیل شده و نتایج آنها با یکدیگر مقایسه می‌شود. از این مرحله به بعد، دیگر نیازی به حل مسئله انرژی گرمایشی نیست و حجم عملیات کامپیوتری کاهش می‌یابد. بهترین نتیجه با آموزش لوببرگ مارکودت بدست آید. با آموزش این شبکه بدون نیاز به محاسبه می‌توان میزان انرژی گرمایشی ساختمان را تحت هر شرایط دلخواه دیگری با دقت قابل قبول تخمین بزینم. نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی انتشار برگشتی به خوبی توانایی تخمین انرژی گرمایشی ساختمانها را دارد.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی انتشار برگشتی، حرارت مرکزی، انرژی گرمایشی ساختمانها.

مقدمه

مصرف سالیانه انرژی در ایران معادل ۸۰ میلیون تن نفت است که در حدود ۴۰ درصد از کل انرژی مصرف شده مربوط به بخش مسکن می‌باشد. حیدری و احمدوند [۱] با استفاده از روش شبکه عصبی با تابع بنیادی شعاعی، انرژی گرمایشی ساختمانها را تخمین زدند. مصرف انرژی در کشور از سال ۱۳۶۲ تا ۱۳۷۰ سالانه ۱۳ درصد رشد داشته است. برای پاسخگویی به این نیاز روز افزون تلاشهای بسیاری صورت گرفته است اما مسئله راه حل دیگری نیز دارد و آن بهبود بازده مصرف انرژی است. در تحقیقاتی که راجع به روشهای بهینه سازی در ساختمان در کشور بحرین که آب و هوایی مشابه جنوب کشور ما دارد معتقدند می‌تواند با روشهای مانند کاهش تبادل هوای داخل و خارج ساختمان، تغییر درجه ترموستات، عایق‌بندی دیوارها و سقف از جنس پلی استایرن و استفاده از پنجره‌های دو جداره در زمینه تهویه مطبوع به میزان ۳۲ درصد از مصرف انرژی‌های فسیلی کاست. تیتل و همکارانش روشی برای کاهش بار گرمایشی ساختمان ارائه کردند [۲]. از آنجا که سیستم حرارت مرکزی یکی از سیستم های متداول گرمایشی در کشور بشمار می‌رود بنابراین این نوع

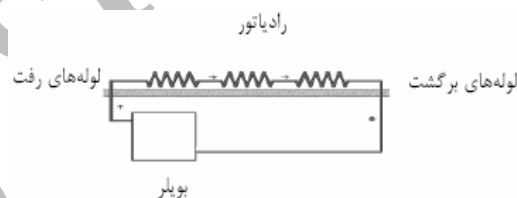
سیستم مورد بررسی قرار می‌گیرد. یکی از روشهای نو ظهور در حل مسائل مهندسی، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است. این شیوه در مسائل مختلفی در حیطه مهندسی بکار گرفته شده و نتایج رضایت بخشی نیز در پی داشته است. با توجه به افزایش روز افزون مصرف انرژی و نیاز به کاهش عملیات کامپیوتری، استفاده از هوش مصنوعی در این نوع تحلیلها بسیار مفید است. در این مقاله از یک شبکه عصبی انتشار برگشتی جهت تخمین انرژی ساختمانها استفاده می‌شود. جهت آموزش شبکه، به تعدادی ساختمان تحت تاثیر شرایط مختلف که با روش دقیق تحلیل شده باشد مورد نیاز است. بردار ورودی شبکه عصبی، با توجه به مشخصات ساختمان و شرایط موثر در میزان انرژی مصرفی و بردار هدف با توجه به کد نوشته شده جهت محاسبه انرژی مصرفی تشکیل شده و سپس از جعبه ابزار شبکه عصبی نرم افزار Matlab [۳]. جهت طراحی و شبیه سازی شبکه عصبی انتشار برگشتی استفاده می‌شود. در این مقاله یک ساختمان ۳ طبقه در تهران، توسط کد نوشته شده تحلیل می‌شود. پس از آموزش شبکه، دیگر نیازی به حل مسئله انرژی ساختمان نیست و برای تخمین آن از شبکه عصبی استفاده می‌شود. بدین ترتیب حجم عملیات کامپیوتری بنحو چشم گیری کاهش می‌یابد. از آنجا که مدت زمان آموزش شبکه و زمان امتحان آن نیز محاسبه می‌گردد نتایج بخوبی بیانگر توانایی شبکه عصبی انتشار برگشتی در تحلیل مسئله انرژی ساختمان می‌باشد.

محاسبه بار حرارتی ساختمان

بار حرارتی ساختمان در حقیقت میزان حرارتی است که به طرق مختلف از ساختمان خارج می‌شود، که از جمله آن می‌توان به اتلاف حرارت از جداره‌های ساختمان و یا در نتیجه ورود هوای سرد خارج به داخل از طریق نفوذ و تجدید هوا اشاره کرد. برای محاسبه بار حرارتی ساختمان از نرم افزار Carrier که نرم افزار طراحی سیستم‌های تهویه مطبوع است، استفاده می‌شود. جهت محاسبه بار حرارتی ساختمان، در اختیار داشتن اطلاعات آب و هوایی و مشخصات ساختمان، مصالح و ... ضروری است. همچنین فرض می‌شود که انتقال حرارت در تمام دیوارها، سقف و کف خانه یک بعدی است.

سیستم حرارت مرکزی

پس از محاسبات مربوط به بار حرارتی که توسط نرم افزار Carrier انجام می‌پذیرد تعیین بار حرارتی به سیستم و محاسبه انرژی ورودی به تمام اجزای سیستم جهت برطرف کردن بار حرارتی، از مراحل اصلی شبیه سازی انرژی گرمایشی بشمار می‌روند. پایه اصلی روش شبیه سازی بکار رفته در این مقاله قانون اول ترمودینامیک است که با بکارگیری آن برای هر یک از اجزاء می‌توان به معادلاتی دست یافت که حالت سیستم را تفسیر می‌کنند. در این حالت چهار معادله دیفرانسیل بدست می‌آید که هر یک شرایط کارکرد یکی از چهار جزء اصلی، منبع ایجاد گرمایش، لوله های انتقال آب گرم، لوله های برگشت آب و وسیله ای که گرمای آب گرم را به هوای داخل ساختمان منتقل می‌کند (رادیاتورها) تحلیل می‌کند. مجهولات این چهار معادله دیفرانسیل شامل دمای قبل و بعد از بویلر و دمای قبل و بعد از رادیاتورها می‌باشند. در شکل ۱ اجزای اصلی یک سیستم حرارت مرکزی نشان داده شده اند [۴].



شکل ۱: اجزای اصلی یک سیستم حرارت مرکزی

جهت محاسبه انرژی مصرفی ساعتی از الگوریتم زیر استفاده می‌شود:

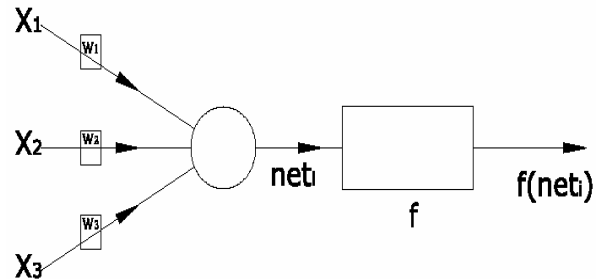
- ۱- درجه حرارت حداکثر و حداقل مشخص می‌شود.
- ۲- تعیین تعداد رادیاتورها بر حسب نوع کنترل که در این تحقیق به صورت دستی و یا ترموستاتی می‌تواند باشد.
- ۳- تحلیل سیکل سیستم حرارت مرکزی در یک ساعت
- ۴- محاسبه درجه حرارت فضای داخل ساختمان و تعیین اینکه آیا این درجه حرارت بین حداقل و حداکثر قرار دارد و یا خیر. اگر این درجه حرارت در محدوده ماکزیمم و مینیمم قرار دارد آنگاه میزان انرژی محاسبه شود. اگر درجه حرارت فضای داخل در این محدوده قرار ندارد مراحل ۲ تا ۴ تکرار شود تا به نتیجه برسیم.

شبکه های عصبی مصنوعی

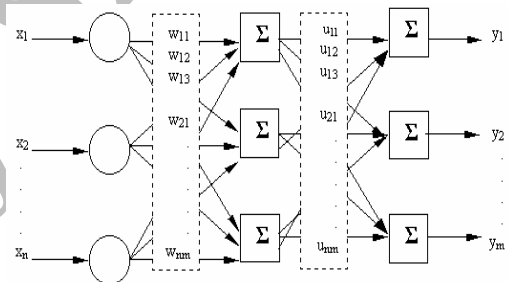
یکی از روشهای نو ظهور در آنالیز و تحلیل مسائل مهندسی، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است. گسترش چشمگیر و روز افزون کاربرد شبکه‌های عصبی در زمینه‌های مختلف علم و دانش بیانگر ارزش بالای این تکنیک توانمند در محاسبات پیچیده و دلیل ادامه تحقیقات در جهت توسعه آنها می‌باشد. با تکامل شناخت بیولوژیکی مغز و سیستمهای عصبی وابسته به آن و همچنین با توجه به پیشرفت بسیار سریع علوم کامپیوتری، فن‌آوری شبکه‌های عصبی در سالهای اخیر سیر تکاملی بسیار بارز و برجسته‌ای را پیموده است.

بطوریکه امروزه شبکه‌های عصبی قدرتمندی مانند انتشار برگشتی (BP) و انتشار متقابل (CP) و غیره کاربردهای بسیار موفقی را در مسائل مختلف از خود نشان داده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی که امروزه در کاربردهای فراوانی ارزش خود را نشان داده‌اند براساس مدل بیولوژیکی مغز انسان بوجود آمده‌اند که از چند تا چند هزار نرون تشکیل شده‌اند و اندازه آنها به پیچیدگی مسئله بستگی دارد. نرونها، ورودی‌ها را که به طریقی خاص جمع شده‌اند را پذیرا می‌شوند. نرونها مجموعه‌ای از عناصر ساده محاسباتی هستند که قابلیت یادگیری منحصر بفرد آنها باعث می‌شود تا روابط پیچیده غیر خطی را بیاموزد. از شبکه‌های عصبی در موارد گوناگونی از جمله ذخیره و بازیابی داده‌ها، گروه‌بندی شکلهای مشابه، انجام نگاشت کلی از مجموعه ورودی به مجموعه خروجی، بهینه‌سازی و تعیین جواب با وجود قیود مختلف استفاده می‌شود. در شکل ۲ یک نرون نشان داده شده است. اگر ورودی‌ها به اندازه کافی بزرگ باشند نرون فعال شده و در غیر اینصورت غیرفعال باقی می‌ماند. در یک لحظه خاص ورودی‌های جمع شده در یک نرون به یک تابع تحریک که خروجی مشخصی را محاسبه می‌کند انتقال یافته و علائم خروجی را به لایه دیگری از نرون‌ها و یا به خروجی شبکه می‌فرستد. در حقیقت شبکه‌های عصبی مصنوعی سیستم داده‌پردازی اطلاعات می‌باشند [۵]. هر شبکه دارای خصوصیتی است که آن را از شبکه‌های دیگر متمایز می‌کند. این خصوصیات شامل نحوه ارتباط بین نرونها، روش آموزش شبکه، نحوه تعیین مقادیر وزن‌های رابط و نوع تابع تحریک هر نرون است. وزن‌های رابط بین نرون‌ها در واقع نشان دهنده اطلاعات مورد نیاز شبکه برای حل مسئله است. در یک شبکه عصبی هر نرون وضعیت مشخصی داشته و به ورودی‌های دریافت شده بستگی دارد. عموماً هر نرون پاسخ خود را به نرون یا نرونهای دیگر ارسال می‌دارد. بطور کلی خصوصیات یک شبکه عصبی شامل، ساختار شبکه و نحوه ارتباط بین نرون‌ها، روش آموزش شبکه و نحوه تعیین مقادیر وزنهای رابط و تابع تحریک هر نرون است. ترتیب نرون‌ها در لایه‌ها و طریقه ارتباط در داخل لایه‌ها و بین لایه‌ها، ساختار شبکه نامیده می‌شود. بسیاری از شبکه‌های عصبی دارای یک لایه ورودی بوده و پاسخ هر واحد، برابر با ورودی اعمال شده از خارج شبکه است. نرون‌های لایه میانی، در شبکه چند لایه، بعنوان یک تشخیص دهنده الگو عمل کرده، بنابراین تعداد نرون‌ها در لایه پنهان، نقش عمده‌ای در قدرت تعمیم شبکه دارد. اگر تعداد نرون‌ها کم باشد، شبکه عصبی نمی‌تواند نگاشت غیر خطی بین ورودی و خروجی منعکس کند. اگر تعداد نرون‌های لایه میانی بیشتر از حد لزوم باشند آنگاه شبکه نگاشت غیر خطی پیچیده‌ای که داده‌های آموزشی را بخوبی یاد گرفته، اما در مقابل داده‌های جدید عملکرد مناسبی ندارند، عبارتی شبکه قدرت تعمیم خود را از دست می‌دهد. برای غلبه به این مشکلات، یا باید تعداد نرون‌ها به نحوی انتخاب شود که شبکه قدرت کافی و نه بیش از حد برای تولید نگاشت غیر خطی را داشته باشد و یا اینکه آموزش در مرحله‌ای که شبکه شروع به حفظ کردن (نه یادگیری) داده‌های آموزشی می‌کند

قطع شود. به عنوان مثال شبکه نشان داده شده در شکل ۳ شامل نرون‌های ورودی، خروجی و یک لایه پنهان است. در این شبکه X بردار ورودی، Y بردار خروجی، u و w بردار وزن‌های لایه‌های مختلف شبکه هستند.



شکل ۲: نرون یک شبکه عصبی



شکل ۳: یک شبکه عصبی دو لایه

معرفی شده اند (ورودیهای شبکه عصبی انتشار برگشتی) و خروجی شبکه خروجی‌های حاصل از تحلیل این ساختمانها که توسط کد نوشته شده [۷] بدست می‌آیند بعنوان تابع هدف انتخاب می‌شوند. پس از آموزش، مشخصات ۷ ساختمان دیگر که در مجموعه آموزشی نبوده به شبکه داده شده و میزان انرژی مصرفی آنها با شبکه محاسبه می‌گردد. برای مقایسه، انرژی مصرفی بدست آمده از شبکه عصبی با مقدار واقعی آن، انرژی مصرفی هر ۷ ساختمان با کد نیز محاسبه می‌شود. از ۳۰ خروجی برای آموزش شبکه استفاده می‌شود.

ساختار شبکه

تعداد نرون‌ها در لایه ورودی و خروجی از تعداد متغیرهای، پیش‌بینی کننده و پیش‌بینی شونده تعیین می‌شود. در این تحقیق ۴ نرون در لایه ورودی (به دلیل ۴ متغیر ورودی) و ۱ نرون در لایه خروجی به دلیل مشابه وجود دارد. برای تعیین تعداد لایه‌های مخفی و همچنین تعداد نرونها در لایه مخفی قانون دقیقی وجود ندارد. برای این مسئله با توجه به آنکه تعداد متغیرهای ورودی زیاد نیستند یک لایه مخفی کافی است هر چند که با سعی و خطا می‌توان به این موضوع رسید. همچنین ۶ نرون در لایه پنهان برای شبکه انتشار برگشتی در نظر گرفته می‌شود. تابع تحریک در لایه ورودی و مخفی تابع سیگموئید و در لایه خروجی یک تابع خطی در نظر گرفته می‌شود.

پردازش داده‌های شبکه

برای کارکرد مناسب شبکه می‌بایست داده‌ها و خروجی آن پردازش شوند. مقادیری ورودی شبکه بین ۱ و -۱ نرمالایز می‌شوند و تابع تحریک لایه ورودی، سیگموئید است. نرمالایز کردن مقادیر ورودی توسط تابع زیر صورت می‌پذیرد:

$$x_{norm} = 2 \cdot \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} - 1 \quad (1)$$

مقادیر خروجی نیز بین ۰ و ۱ نرمالایز می‌شوند و تابع تحریک خطی در لایه خروجی در نظر گرفته می‌شود. مهمترین هدف از این انتقال، اصلاح توزیع متغیرهای ورودی و خروجی است، بنحوی که خطای مدل سازی شبکه کم شود.

روابطی که در این الگوریتم استفاده می‌شود به شرح زیر می‌باشند:

(۱) نتایج محاسبات در لایه پنهان:

$$net_i = \sum x_i w_i \quad (2)$$

$$y_i = f(net_i) \quad (3)$$

که x_i و w_i به ترتیب مقادیر ورودی و وزنهای ورودی هستند. f تابع تحریک و y_i خروجی است که از لایه مخفی بدست می‌آید.

(۲) نتایج محاسبات در لایه خروجی:

$$net_k = \sum y_i w_{jk} \quad (4)$$

$$o_k = f(net_k) \quad (5)$$

که w_{jk} و o_k به ترتیب مقادیر اوزان و نتیجه لایه خروجی است.

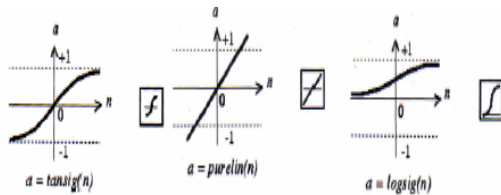
شبکه عصبی انتشار برگشتی

الگوریتم انتشار برگشتی توسط رامل هارت، هینتون و ویلیامز در ۱۹۸۶ بیان گردید و بعدها معلوم گردید که پارکر در ۱۹۸۲ کارهای رامل هارت را قبلاً پیش بینی کرده بوده است. در شبکه‌های انتشار برگشتی از الگوریتم‌های آموزش نظارت‌شده، استفاده می‌شود. این نوع شبکه بر اساس روش بهینه‌سازی کاهش گرادیان استوار است. گرادیان با علامت مثبت، جهتی را که تابع افزایش می‌یابد را نشان داده و گرادیان با علامت منفی جهت کاهش تابع را مشخص می‌کند. در شبکه انتشار برگشتی، تابع مقدار خطا و متغیرهای تابع، وزنهای شبکه هستند [۶]. جهت مدل سازی شبکه عصبی از نرم افزار Matlab استفاده شده است [۳].

داده‌های ورودی و خروجی شبکه

تعداد ۳۰ ساختمان در نظر گرفته شده که هر یک از این ساختمانها بوسیله چهار پارامتر نوع پوشش ساختمان (که شامل عایق کاری حرارتی دیوارها، بام و کف)، اثر نفوذ هوا در انرژی مصرفی که شامل چهار وضعیت درزبندی زیاد، کم، متوسط و بدون نفوذ است، ضریب ظرفیت سیستم که از تقسیم حداکثر توان ایجاد شده توسط سیستم به حداکثر اتلاف حرارتی بدست می‌آید و حالات کنترل رادیاتور

شناخت و تشخیص بکار برده می‌شود و وزن‌ها تغییر داده نمی‌شوند. در آموزش نظارت شده از توابع خطی، سیگموئید و یا تانژانت هیپربولیک استفاده می‌شود [۹]. (شکل ۴)



شکل ۴: توابع تحریک تانژانت سیگموئید، لگاریتم سیگموئید و خطی

معیار توقف آموزش شبکه در نرم‌افزار Matlab بر اساس تعداد تکرارها (اپوک) که در حدود ۵۰۰۰ و جذر میانگین مربع خطاها کمتر از 10^{-9} در نظر گرفته می‌شود.

بررسی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

همان طور که قبلاً گفته شد برای مدل سازی شبکه از برنامه Matlab استفاده شده است. برای اینکار ابتدا شبکه‌های با توابع newcf, newff و newelm با تعداد لایه‌های یک تا ۳ لایه مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به میزان خطاهای حاصله و زمان آموزش، شبکه newelm تک لایه (پنهان) بعنوان مناسبترین شبکه انتخاب گردید، سپس با تغییر دادن نرون‌ها در هر لایه پنهان، تعداد نرون‌های مطلوب محاسبه می‌گردد. با توجه به روابط ریاضی پیچیده، جهت تنظیم وزنهای لایه‌ها، مشخص شد در حالتی که در لایه پنهان ۶ نرون وجود داشته باشد، حالت مطلوبتری نسبت به بقیه حالات حاصل می‌گردد. با انتخاب توابع تحریک مختلف که در شکل ۳ نشان داده شده، بهترین حالت به ازای حالتی که تابع تحریک لایه پنهان اول تابع سیگموئید، و تابع تحریک لایه خروجی تابع خطی انتخاب شود نتایج مطلوب‌تری حاصل شد [۱۰].

آزمون شبکه عصبی مصنوعی

پس از آموزش شبکه‌ها، کارایی آنها در مقابل داده‌های آموزشی (قدرت شبیه سازی) و آزمایشی (قدرت پیش بینی) مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای تعمیم یادگیری شبکه، از الگوهای متعددی استفاده شد. نتایج حاصل از شبکه در مقایسه با تحلیل واقعی مطلوب و خطاها در حد قابل قبول بود. بدین ترتیب ملاحظه می‌گردد بدون آنکه تابع ریاضی بین متغیرها در نظر گرفته شود، انرژی گرمایشی با استفاده از شبکه عصبی انتشار برگشتی محاسبه می‌شود. در جداول ۲، ۳ و ۴ مقدار انرژی مصرفی در ساختمان مورد مطالعه حاصل از نتایج تحلیل به کمک نرم افزار و روش شبکه عصبی انتشار برگشتی برای ۷ حالت، و با سه تابع مختلف جهت مقایسه نشان داده شده است. زمان تست و آموزش شبکه عصبی توسط نرم افزار مطلب بدست می‌آید.

۳) توابع تحریکی که در لایه های مختلف شبکه استفاده می شود عبارتند از :

$$f(net_i) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (\text{logsig}) \quad (5)$$

$$f(net_i) = \frac{1 - e^{-net}}{1 + e^{-net}} \quad (\text{tansig}) \quad (6)$$

$$f(net_i) = net_i \quad (\text{linear}) \quad (7)$$

۴) خطای که در پایان یک دوره آموزش بدست می آید:

$$e_k = (t_k - o_k) o_k (1 - o_k) \quad (8)$$

$$e_i = y_i (1 - y_i) \sum e_k w_{ij} \quad (9)$$

که t_k و e_k به ترتیب خروجی و خطای است که از لایه بیرونی بدست می آیند و e_i خطای لایه مخفی است.

۵) وزنها با استفاده از مقادیر خطای محاسبه شده با استفاده از رابطه ۱۰ و ۱۱ می توانند تغییر کنند:

$$w_{jk} = w_{jk} + \epsilon e_k y_i + \beta \Delta w_{jk} \quad (10)$$

$$w_{ij} = w_{ij} + \epsilon e_i x_i + \beta \Delta w_{ij} \quad (11)$$

که w_{ij} وزنهای لایه بیرونی می باشند. Δw_{ij} و Δw_{jk} تصحیحاتی را در وزنها انجام می دهند. α و β نیز به ترتیب نسبت آموزش و مومنوم هستند. در این مقاله $\alpha = 0.8$ و $\beta = 0.75$ در نظر گرفته می شود [۸]. ϵ ضریب تقریب است.

۷) مربع خطا که در یک دوره آموزش اتفاق می افتد از رابطه ۱۲ بدست می آید:

$$e = \sum 0.5 |t_k - o_k|^2 \quad (12)$$

۷) خطای نسبی برای هر عدد بر اساس رابطه ۱۳ بدست می آید:

$$RE = \left(\frac{100(t_k - o_k)}{t_k} \right) \quad (13)$$

آموزش شبکه

منظور از آموزش در شبکه عصبی انتشار برگشتی، تنظیم پارامترهای آزاد شبکه برای دریافت پاسخ مطلوب از آن است. آموزش نظارت شده به زوجهایی نیاز دارد که از بردار ورودی و خروجی دلخواه مربوط به آن، که مجموعاً یک زوج آموزشی نامیده می‌شود تشکیل شده باشند. معمولاً یک شبکه تحت تعدادی از چنین زوجهایی تربیت می‌گردد. به این صورت که، با به کار بردن یک بردار ورودی، خروجی شبکه محاسبه و با بردار هدف متناظر خود مقایسه می‌گردد و تفاوت بین خروجی محاسبه شده و خروجی دلخواه که خطا نامیده می‌شود به سمت عقب در سراسر شبکه منتشر می‌گردد و سپس وزن‌ها مطابق با الگوریتمی که تمایل به حداقل رساندن خطا را دارد تغییر می‌یابند و تنظیم می‌شوند. با تکرار این مراحل خطای بین خروجی حقیقی و هدف می‌بایست به یک مقدار مجاز و قابل قبول کاهش داده شود و بدین ترتیب گفته می‌شود که شبکه تربیت شده یا آموزش دیده است. مقدار خطا به نوع تابع تحریکی که در شبکه استفاده می‌شود بستگی دارد. از این لحظه به بعد، شبکه برای

جدول ۵: مقایسه نتایج حاصل از تحلیل شبکه عصبی با توابع newelm

newcf و newff			
متوسط زمان شبکه (ثانیه)	متوسط زمان آموزش (ثانیه)	متوسط درصد خطا	ساختار شبکه
۰/۱۱	۱۱/۵۱	۴/۸۶	newelm
۰/۱۴۷	۱۱/۶۸	۵/۵۶	newcf
۰/۲۲	۱۲/۱۵	۵/۹۷	newff

نتیجه گیری

در این مقاله از شبکه عصبی انتشار برگشتی به عنوان روشی جایگزین برای محاسبه انرژی مصرفی یک ساختمان استفاده شده است. با دقت در نتایج بدست آمده، مشاهده می شود که خطای شبکه قابل قبول (کمتر از ۵ درصد) بوده و سرعت و توانایی یادگیری و همچنین کارایی آن در تخمین انرژی مصرفی شبکه بسیار بالا است. از دیگر مزایای این روش کم کردن حجم و زمان انجام محاسبات است.

مراجع

- [۱]- حیدری، محمد، احمدوند، حسین، "تخمین انرژی گرمایشی ساختمانها با استفاده از شبکه عصبی پایه شعاعی"، اولین همایش ملی سوخت، انرژی و محیط زیست، کرج پژوهشگاه مواد و انرژی، خرداد ماه ۱۳۸۷.
- [2]- Tietel, M., and Tanny, J., "A note on energy saving in heated enclosures", Building and Environment, Vol. 31, No. 6, pp. 537-540, 1996.
- [3]- Demuth, H., Beale, M., Hagan, M., "Neural network toolbox for use with Matlab", the Math Works, Inc., 2006.
- [4]- Al-Homoud, M.S., "Computer Aided Building Energy Analysis Techniques", Building and Environment, Vol. 36, No. 14, pp. 421-433, 2001.
- [۵]- حیدری، علی، "شبکه عصبی مصنوعی (تئوری و کاربرد با مطلب)"، ناظران یکتا، ۱۳۸۷.
- [6]- Wasserman, P.D., "Neural computing: Theory and Practice", Van Nostrand Reinhold, New York, 1989.
- [۷]- شاه محمدی، فاطمه، عظیمی، عزیز، کاظم زاده، سیامک، "شبیه سازی و بینه سازی مصرف انرژی گرمایشی ساختمان"، پنجمین همایش بهینه سازی مصرف سوخت در ساختمان، تهران، ۱۳۸۵.
- [8]- Heidari, A., Heidari, M., "Simulating of a mechanical cooling system by back propagation neural networks", IJMES, 2008. (Submitted)
- [9]- Freeman, JA., "Simulating neural networks", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., New York, 1994.
- [10]- Fausett, L., "Fundamental of neural networks", Prentice Hall Company, New York, 1994.

جدول ۲: نتایج انرژی مصرفی با تابع newelm

خطا (درصد)	زمان تست شبکه (ثانیه)	زمان آموزش شبکه (ثانیه)	انرژی مصرفی (شبکه عصبی)	انرژی مصرفی (دقیق)
۷/۸۳	۰/۰۱	۱۵/۱۰	۳۲۵/۱۲	۳۵۲/۷۵
۴/۵۲	۰/۰۲	۱۸/۹	۳۷۸/۴۶	۳۹۶/۳۸
۴/۳۰	۰/۱۲	۶/۱۲	۴۰۵/۴۴	۴۲۳/۶۶
۱۲/۹	۰/۰۹	۱۷/۰۵	۴۱۱/۹۶	۴۷۲/۹۸
۱/۱۴	۰/۱۵	۱۰/۲۲	۴۸۷/۲۹	۴۹۲/۹۱
۲/۸۷	۰/۲۶	۸/۶۱	۳۲۱/۶۴	۳۳۱/۱۵
۰/۵۲	۰/۰۱	۵/۸۰	۴۵۰/۷۶	۴۵۳/۱۲

جدول ۳: نتایج انرژی مصرفی با تابع newcf

خطا (درصد)	زمان تست شبکه (ثانیه)	زمان آموزش شبکه (ثانیه)	انرژی مصرفی (شبکه عصبی)	انرژی مصرفی (دقیق)
۵/۱۱	۰/۰۲	۶/۲۳	۳۳۴/۷۲	۳۵۲/۷۵
۱۲/۵۸	۰/۰۴	۴/۵۶	۳۵۸/۴۰	۳۹۶/۳۸
۴/۶۳	۰/۲	۸/۹۵	۴۰۴/۰۴	۴۲۳/۶۶
۶/۳۳	۰/۰۶	۱۴/۱۶	۴۴۰/۰۴	۴۷۲/۹۸
۸/۱۲	۰/۲۶	۱۱/۹۵	۴۵۲/۸۸	۴۹۲/۹۱
۲/۸۸	۰/۳۰	۱۸/۲۰	۳۲۱/۶۱	۳۳۱/۱۵
۲/۳۰	۰/۰۱	۵/۷۸	۴۴۲/۶۹	۴۵۳/۱۲

جدول ۴: نتایج انرژی مصرفی با تابع newff

خطا (درصد)	زمان تست شبکه (ثانیه)	زمان آموزش شبکه (ثانیه)	انرژی مصرفی (شبکه عصبی)	انرژی مصرفی (دقیق)
۱/۳۱	۰/۱	۹/۷۵	۳۴۸/۱۲	۳۵۲/۷۵
۱۱/۲۶	۰/۰۲	۶/۱۳	۳۵۱/۷۴	۳۹۶/۳۸
۸/۹۵	۰/۳۵	۱۳/۱۴	۳۸۵/۷۴	۴۲۳/۶۶
۹/۴۲	۰/۱۸	۱۶/۲۳	۴۲۸/۴۲	۴۷۲/۹۸
۴/۳۶	۰/۱۹	۱۲/۲۰	۴۷۱/۴۱	۴۹۲/۹۱
۲/۴۵	۰/۰۶	۱۳/۱۸	۳۲۳/۰۳	۳۳۱/۱۵
۱/۱۰	۰/۵۱	۱۴/۴۵	۴۴۸/۱۳	۴۵۳/۱۲