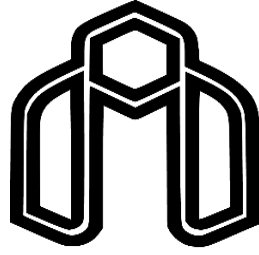


بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی برق و رباتیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی کنترل

پیش بینی مصرف انرژی ساختمان مسکونی با استفاده از شبکه عصبی

نگارنده: سمیرا ملکی علی آباد

استاد راهنما

دکتر حیدر طوسی‌ان شاندیز

بهمن ۱۳۹۶

تقدیم به

خدایی که آفرید

جهان را، انسان را، عقل را، علم را، معرفت را و عشق را

و

به پدر بزرگوار و مادر مهربانم

که وجودشان مایه مهر و دلگرمی است و عاشقانه در تک تک لحظات زندگی یاری‌ام می‌کنند.

تقدیر و تشکر

به مصداق «من لم يشكر المخلوق لم يشكر الخالق» بسی شایسته است از استاد فرهیخته و فرزانه جناب آقای دکتر حیدر طوسیان شاندریز که با کرامتی چون خورشید، سرزمین دل را روشنی بخشیدند و گلشن سرای علم و دانش را با راهنمایی های کار ساز و سازنده بارور ساختند؛ تقدیر و تشکر نمایم.

همچنین از جناب آقای دکتر علیرضا الفی و جناب آقای دکتر مرتضی رحیمیان که دلاوری این پایان نامه را برعهده دارند و با نقد منصفانه به رفع ایرادات این پایان نامه کمک می نمایند خالصانه سپاسگزارم.

تعهد نامه

اینجانب سمیرا ملکی علی آباد دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی برق کنترل دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه پیش بینی مصرف انرژی ساختمان مسکونی با استفاده از شبکه عصبی راهنمائی دکتر حیدر طوسیان شاندیز متعهد میشوم

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است

تاریخ

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

باتوجه به ضرورت پیش بینی مصرف انرژی در ساختمان، در این پایان نامه اغتشاشات خارجی و داخلی در نظر گرفته شده و از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش بینی انرژی الکتریکی مصرفی در خانه ای در شهر تایلر واقع در ایالت تگزاس ایالات متحده آمریکا در ۷۲ روز تابستان استفاده می شود. علاوه بر این، برای بهبود عملکرد آن از الگوریتم ژنتیک جهت یافتن ساختار بهینه شبکه عصبی که شامل تعداد نرون و توابع فعال ساز است، استفاده می شود. شبکه عصبی نتایج رضایت بخشی را در پیش بینی مصرف انرژی ارائه می دهد که این نتایج با شبکه عصبی با ساختار بهینه، بهبود قابل توجهی یافته است. در انتها، در رابطه با کاهش مصرف انرژی الکتریکی، راهکارهایی به من کاهش تاثیر اغتشاش خارجی در مصرف انرژی و کاهش مصرف پمپ حرارتی در ساختمان پیشنهاد می شود.

کلمات کلیدی: پیش بینی مصرف انرژی، مدیریت انرژی ساختمان، ساختار بهینه شبکه عصبی، پایداری

شبکه عصبی.

فهرست مطالب

۱	فصل ۱: طرح مسئله
۱-۱	مقدمه
۲-۱	مروری بر روش ها
۳-۱	شبکه عصبی مصنوعی
۴-۱	بیان مسئله
۵-۱	ساختار کلی پایان نامه
۶-۱	جمع بندی
۱۳	فصل ۲: ابزارهای حل مسئله
۱-۲	مقدمه
۲-۲	بررسی تاثیر اغتشاشات خارجی و داخلی
۱-۲-۲	اغتشاش خارجی
۱-۱-۲-۲	تهویه مطبوع
۱-۱-۱-۲-۲	پمپ حرارتی
۲-۱-۲-۲	بارهای سرمایشی
۳-۱-۲-۲	تاثیر شرایط اقلیمی بر تهویه مطبوع
۱-۳-۱-۲-۲	انتقال حرارت
۲-۳-۱-۲-۲	نشت و نفوذ

- ۳۳..... ۲-۲-۲ اغتشاش داخلی
- ۳۴..... ۱-۲-۲-۲ تاثیر ساکنان بر تهویه مطبوع
- ۳۶..... ۳-۲ انتخاب روش یادگیری
- ۳۷..... ۱-۳-۲ الگوریتم لونبرگ مارکوات
- ۳۸..... ۲-۳-۲ الگوریتم گرادیان توام
- ۳۹..... ۴-۲ معماری شبکه عصبی
- ۴۰..... ۱-۴-۲ الگوریتم ژنتیک
- ۴۱..... ۲-۴-۲ تعداد لایه‌ها
- ۴۱..... ۳-۴-۲ وزن شبکه عصبی
- ۴۱..... ۴-۴-۲ نرخ یادگیری
- ۴۲..... ۵-۴-۲ داده‌های آموزش، ارزیابی و آزمایش
- ۴۲..... ۵-۲ جمع بندی
- ۴۳..... فصل ۳: حل مسئله
- ۴۴..... ۱-۳ مقدمه
- ۴۴..... ۲-۳ داده‌های ورودی و خروجی
- ۴۸..... ۳-۳ الگوریتم آموزش شبکه عصبی
- ۵۸..... ۴-۳ طراحی ساختار بهینه شبکه عصبی
- ۶۵..... ۵-۳ پایداری شبکه عصبی

۶-۳ مدیریت مصرف انرژی ۶۸

۷-۳ جمع‌بندی ۷۰

فصل چهارم: نتیجه‌گیری و پیشنهادها ۷۳

۱-۴ نتیجه‌گیری ۷۴

۲-۴ پیشنهادها ۷۴

منابع و مراجع ۷۶

فهرست اشکال

- شکل ۱-۱: شبکه پرسپترون تک لایه ۶
- شکل ۱-۲: توابع فعال‌ساز ۷
- شکل ۱-۳: شبکه پرسپترون دو لایه با سه ورودی و یک خروجی ۸
- شکل ۱-۴: نمای بالا از خانه های TXAIRT ۱۱
- شکل ۱-۵: نمای روبرو خانه شماره ۱ ۱۱
- شکل ۱-۲: انرژی الکتریکی مصرفی ۱۶
- شکل ۲-۲: نمودار سایتروماتیک ۱۸
- شکل ۲-۳: نمودار رطوبت ویژه در ۷۲ روز ۱۹
- شکل ۲-۴: نمودار اندازه سرعت باد در ۷۲ روز در شهر تایلر ۲۱
- شکل ۲-۵: ساعات وزش باد در هر روز ۲۶
- شکل ۲-۶: منطقه بندی بر اساس ضریب نفوذ اقلیمی ۲۹
- شکل ۲-۷: موقعیت ایالت تگزاس در امریکا ۲۹
- شکل ۲-۸: موقعیت شهر تایلر در ایالت تگزاس ۳۰
- شکل ۲-۹: پروفیل حضور افراد در خانه در سومین روز ماه جولای ۳۵
- شکل ۲-۱۰: پروفیل حضور افراد در خانه در دومین روز ماه جولای ۳۵
- شکل ۲-۱۱: پروفیل حضور افراد در خانه در ۷۲ روز ۳۶
- شکل ۳-۱: خروجی مطلوب و پیش‌بینی شده با شبکه عصبی با سه ورودی ۴۹
- شکل ۳-۲: رگرسیون داده‌های آموزش ۵۰
- شکل ۳-۳: رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی ۵۰
- شکل ۳-۴: رگرسیون داده‌های آزمایش ۵۱
- شکل ۳-۵: رگرسیون شبکه عصبی با سه ورودی ۵۱

- شکل ۳-۶: خروجی مطلوب و پیش‌بینی مصرف انرژی کل با الگوریتم گرادیان توام..... ۵۲
- شکل ۳-۷: رگرسیون داده‌های آموزش ۵۳
- شکل ۳-۸: رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی ۵۳
- شکل ۳-۹: رگرسیون داده‌های آزمایش ۵۴
- شکل ۳-۱۰: رگرسیون شبکه عصبی آموزش دیده با الگوریتم گرادیان توام ۵۴
- شکل ۳-۱۱: خروجی مطلوب و پیش‌بینی مصرف انرژی کل با الگوریتم لونبرگ مارکوات ۵۵
- شکل ۳-۱۲: رگرسیون داده‌های آموزش ۵۶
- شکل ۳-۱۳: رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی ۵۷
- شکل ۳-۱۴: رگرسیون داده‌های آزمایش ۵۷
- شکل ۳-۱۵: رگرسیون شبکه عصبی آموزش دیده با الگوریتم لونبرگ مارکوات با ساختار اولیه ۵۸
- شکل ۳-۱۶: نمودار تابع هزینه الگوریتم ژنتیک ۵۹
- شکل ۳-۱۷: خروجی مطلوب و پیش‌بینی مصرف انرژی کل با شبکه عصبی با ساختار بهینه ۶۰
- شکل ۳-۱۸: میانگین مجموع مربعات خطا در داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایش ۶۱
- شکل ۳-۱۹: میانگین مجموع مربعات خطا در هر تکرار ۶۲
- شکل ۳-۲۰: رگرسیون داده‌های آموزش ۶۲
- شکل ۳-۲۱: رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی ۶۳
- شکل ۳-۲۲: رگرسیون داده‌های آزمایش ۶۳
- شکل ۳-۲۳: رگرسیون شبکه عصبی با ساختار بهینه ۶۴
- شکل ۳-۲۴: مقادیر وزن (5,1) در لایه اول در هر تکرار ۶۶
- شکل ۳-۲۵: مقادیر وزن (1,15) در لایه دوم در هر تکرار ۶۶
- شکل ۳-۲۶: مقادیر بایاس (12,1) در لایه اول در هر تکرار ۶۷
- شکل ۳-۲۷: مقادیر بایاس (1,1) در لایه دوم در هر تکرار ۶۷

شکل ۳-۲۸: تاثیر باد بر بار سرمایی ساختمان ۶۹

شکل ۳-۲۹: انرژی الکتریکی مصرفی پمپ حرارتی ۷۰

فهرست جدول‌ها

- جدول ۱-۲: مقاومت حرارتی اجزای دیوار ۲۳
- جدول ۲-۲: نفوذ هوا در سرعت‌های مختلف ۲۷
- جدول ۳-۲: ضریب نفوذ اقلیمی ۲۸
- جدول ۴-۲: ضریب تصحیح ارتفاع ۳۰
- جدول ۵-۲: ضریب تصحیح حفاظت ۳۰
- جدول ۶-۲: ضریب تصحیح نفوذ ۳۰
- جدول ۷-۲: ضریب دودکش ۳۱
- جدول ۸-۲: درجه حفاظت ۳۲
- جدول ۹-۲: گرمای انتشار یافته از بدن انسان ۳۴
- جدول ۱-۳: داده‌های ورودی ۴۴
- جدول ۲-۳: خروجی مطلوب شبکه عصبی.....

فصل اول

طرح مسئله

۱-۱- مقدمه

انرژی الکتریکی، انرژی ارزان و پاک محسوب می‌شود که مصارف زیادی در بخش‌های مختلف از جمله صنعت، حمل و نقل، تجارت و ساختمان‌ها دارد. بر اساس آخرین آمار سازمان اطلاعات انرژی، ۱۵ درصد از جمعیت جهان در سال ۲۰۱۴ به برق دسترسی نداشتند با این وجود دسترسی به برق در طول دو دهه گذشته افزایش یافته است [1]. رشد جمعیت و بالا رفتن سطح آسایش در زندگی مردم و پیشرفت در استفاده بهتر و راحت‌تر از انرژی الکتریکی، سبب افزایش مصرف از آن شده که موجودیت زمین را تهدید می‌کند [2]. ساختمان‌های مسکونی بخش قابل توجهی از مصرف انرژی الکتریکی در جهان را به خود اختصاص داده‌اند. سهم مصرف برق در بخش مسکونی در جهان از ۳۹ درصد در سال ۲۰۱۲ به ۴۳ درصد در سال ۲۰۴۰ افزایش می‌یابد [1]. اگرچه این مقدار قابل توجه است، با این وجود بخش‌های تجاری، صنعتی، و حمل‌ونقل به دلیل علایق اقتصادی و عمومی صنایع مرتبط، مورد مطالعه قرار گرفته‌اند در حالی که بخش ساختمان‌های مسکونی به دلیل فقدان انگیزه مالی به اندازه سایر بخش‌ها مورد توجه قرار نگرفته است [3].

آژانس بین‌المللی انرژی، بهره‌وری انرژی در ساختمان‌ها را به عنوان یکی از پنج اقدام برای حفظ انرژی در دراز مدت معرفی کرده است. علاوه بر مزایای زیست محیطی و کاستن از رشد گازهای گلخانه‌ای، بهره‌وری انرژی در ساختمان مزایای اقتصادی فراوانی دارد [4]. با توجه به افزایش مصرف انرژی الکتریکی، پیش‌بینی آن به چالشی تبدیل شده که محققان زیادی را به مطالعه در این زمینه علاقه‌مند کرده است، با این حال مدل‌سازی و پیش‌بینی مصرف انرژی در ساختمان‌های مسکونی هنوز رشد کافی را نداشته است. پیش‌بینی مصرف انرژی در ساختمان‌ها نقش مهمی را در مدیریت انرژی و حفاظت از آن ایفا می‌کند و سبب تصمیم‌گیری‌های آگاهانه توسط مدیران می‌شود. مدل‌سازی و شبیه‌سازی انرژی مصرف شده برای ارزیابی و تصمیم‌گیری در مورد انتخاب‌های کارآمد و مقرون به صرفه در بخش تولید، انتقال و مصرف مهم است [4,5,6]. پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی با روش‌های گوناگونی می‌تواند

انجام شود که هر یک از آن‌ها نیاز به اطلاعات و ابزارهای خاص خود دارد. هوش مصنوعی یکی از جدیدترین زمینه‌های پژوهشی در حوزه سیستم‌های هوشمند است. شبکه‌های عصبی به عنوان یکی از بخش‌های هوش مصنوعی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند که به صورت موازی در کنار هم کار می‌کنند [7,8]. با توجه به ساختار ساده و سهولت استفاده از شبکه‌های عصبی، این روش برای پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی در بخش ساختمان محبوبیت زیادی کسب نموده است.

۱-۲- مروری بر روش‌ها

همانگونه که در بخش قبل بیان شد پیش‌بینی انرژی مصرف شده در ساختمان‌ها دارای اهمیت زیادی است. محققان بسیاری به پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان با روش‌های مختلف پرداخته‌اند. این روش‌ها شامل روش‌های مهندسی، روش‌های آماری، روش‌های هوش مصنوعی و روش‌های ترکیبی است.

روش‌های مهندسی از اصول فیزیکی برای محاسبات دینامیک حرارت و رفتار انرژی در ساختمان استفاده می‌کنند. این روش‌ها طی پنجاه سال گذشته به طور کامل توسعه پیدا کرده‌اند. روش‌های مهندسی در دو دسته روش‌های دقیق جامع و روش‌های ساده شده طبقه‌بندی می‌شوند. روش‌های جامع شامل محاسبات دقیق و گام به گام دینامیک حرارت است. در زمینه ارزیابی انرژی ساختمان، انرژی‌های تجدید پذیر و پایداری انرژی نرم افزارهایی مانند Energy Plus, DOE-2, ESP-R و BLAST توسعه پیدا کرده‌اند. اگرچه این ابزارهای شبیه‌سازی دقیق و موثر هستند اما دارای مشکلاتی نیز می‌باشند. این ابزارها برای شبیه‌سازی دقیق نیاز به دستیابی به جزییات پارامترهای ساختمان و محیط زیست به عنوان داده ورودی دارند. دستیابی به این پارامترها برای بسیاری از سازمان‌ها امکان‌پذیر نیست برای مثال دست‌یابی به اطلاعات هر اتاق در یک ساختمان بزرگ بسیار دشوار است. نیاز به اطلاعات دقیق به عنوان ورودی به روند بسیار کند در این روش منجر می‌شود. از سوی دیگر استفاده از این نرم افزارها نیاز به کار فراوان یک فرد متخصص دارد. به همین علت محققان مدل‌های ساده‌تری را پیشنهاد کردند، اما بین

این مدل‌های ساده و پیچیده مرز مشخصی وجود ندارد. اگرچه روش‌های ساده شده می‌تواند کافی باشد اما برای شبیه‌سازی‌های دقیق روش‌های جامع موثرتر خواهند بود [9].

مدل‌های رگرسیون آماری صرفاً با استفاده از متغیرهای موثر، شاخص‌های انرژی یا مصرف انرژی را با هم مقایسه می‌کنند. این مدل‌های تجربی با استفاده از داده‌های ثبت شده بدست می‌آیند بدین معنا که قبل از آموزش مدل، باید داده‌های ثبت شده کافی جمع‌آوری کنیم. تحقیقات زیادی بر روی انجام مسائلی با مدل‌های رگرسیون انجام شده که یک مورد از آن‌ها پیش‌بینی مصرف انرژی با متغیرهای ساده است. استفاده از این روش آسان بوده و پیش‌بینی با سرعت بالایی انجام می‌شود اما این روش در مقایسه با سایر روش‌ها دقت کمتری در نتایج دارد [9].

مدل‌های پیش‌بینی انرژی مبتنی بر هوش مصنوعی شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش ماشین بردار پشتیبان است. روش ماشین بردار پشتیبان به طور فزاینده‌ای در تحقیقات و صنعت مورد استفاده قرار گرفته است. این مدل حتی با مقادیر کمی از داده‌های آموزش مدل‌های بسیار موثری در حل مسائل غیرخطی به شمار می‌رود. مطالعات بسیاری در مورد این مدل‌ها در تجزیه و تحلیل انرژی ساختمان صورت گرفته است [9]. دانگ و همکاران برای اولین بار از روش ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی مصرف انرژی چهار ساختمان در مناطق گرمسیری استفاده کردند. داده‌های سه ساله برای آموزش استفاده شدند و مدل برای داده‌های یک سال پیش‌بینی را انجام داد که نتایج حاکی از عملکرد خوب روش ماشین بردار پشتیبان داشت [10]. روش شبکه‌های عصبی در حل مسائل غیرخطی عملکرد خوبی دارد و روش موثری برای حل برنامه‌های پیچیده به شمار می‌رود. محققان از این روش در بخش‌های گوناگون از جمله پیش‌بینی بار حرارتی-برودتی و پیش‌بینی مصرف برق استفاده کرده‌اند. کالوگیو و همکارانش از شبکه عصبی برای پیش‌بینی حرارت مورد نیاز ساختمان استفاده کردند. این مدل بر روی داده‌های ۲۲۵ ساختمان آموزش داده شد که نتیجه پیش‌بینی رضایت بخش بود [11]. یوکویاما و همکاران از شبکه عصبی برای پیش‌بینی تقاضای بار برودتی در یک ساختمان استفاده کردند و برای بدست آوردن

پارامترهای مدل، یک روش بهینه‌سازی جهانی به نام روش ترمیم مدال پیشنهاد کردند که در نهایت نتیجه مطلوبی بدست آمد [12]. از معایب روش‌های هوش مصنوعی می‌توان به نیاز این روش‌ها به داده‌های ثبت شده اشاره نمود [9]. کیالاشکی و ریسل مدل شبکه عصبی و مدل رگرسیون را برای بخش مسکونی در ایالات متحده مقایسه کردند که ضریب تعیین مدل شبکه عصبی بهتر بود [13]. ایدینالپ و همکارانش روش‌های مهندسی و شبکه عصبی را در مدل‌سازی مصرف انرژی ساختمان مسکونی در کانادا مقایسه کردند که مدل شبکه عصبی به طور قابل ملاحظه‌ای عملکرد بهتری داشته است. نرم افزارهای شبیه‌سازی انرژی مانند Energy Plus، اگرچه می‌توانند سیستم‌های پیچیده را مدل کنند اما نسبت به روش شبکه عصبی با توجه به عملیات پی در پی کندتر هستند [3]. بیسواز و همکارانش در پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی در خانه‌ای در شهر تایلر با استفاده از پارامترهای روز، دما و شدت تابش خورشید به پیش‌بینی انرژی مصرفی کل ساختمان با استفاده از شبکه عصبی پرداخته‌اند. آن‌ها برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم نیوتون و لوبنبرگ مارکوات استفاده کردند که در نهایت به ضریب تعیین ۰٫۹۱-۰٫۸۷ دست یافتند که این نتایج رضایت بخش بوده و مقادیر بدست آمده برای ضریب تعیین، قابل مقایسه با تحقیقات قبلی است [3].

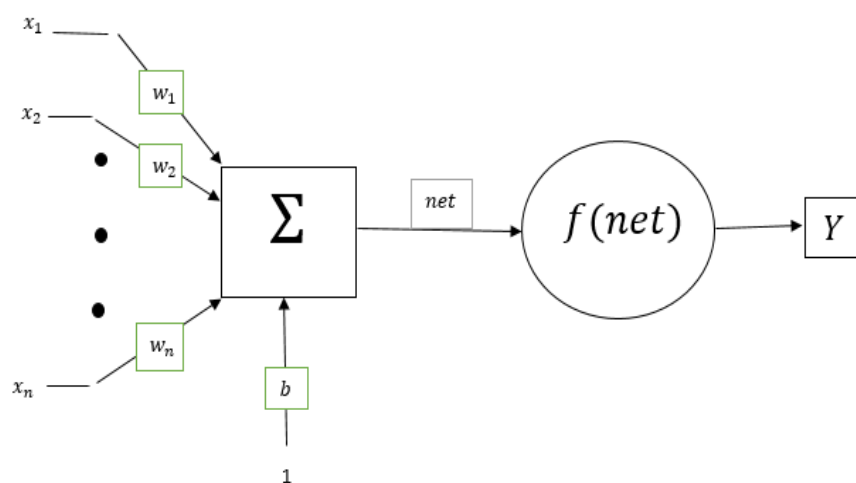
تمامی مدل‌های ذکر شده دارای معایب و مزایایی هستند با این وجود روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی توانسته‌اند عملکرد بهتری داشته باشند. پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان با اینکه توجه زیادی را به خود جلب نموده اما هنوز دارای مشکلات زیادی است [9].

۱-۳- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی ابزارهای مدل‌سازی توانمند و تقریب‌گرهایی عمومی، تطبیق‌پذیر و مقاوم با قابلیت یادگیری می‌باشند که بر پایه نورون‌های زیستی بنا شده‌اند [7]. به واسطه این ویژگی‌ها از شبکه عصبی می‌توان در صنعت بجای تجهیزات گران قیمتی که در گذشته در صنعت مورد استفاده بوده‌اند بهره گرفت به عنوان مثال از شبکه‌های عصبی می‌توان برای پیش‌بینی مقدار گازهای خروجی از کوره‌ی

برخی از فرآیندهای صنعتی استفاده نمود. کاربرد شبکه عصبی به صنعت محدود نمی‌شود و در بخش‌هایی مانند هواافضا، حمل و نقل، پزشکی، امور دفاعی و رباتیک نیز به کار گرفته می‌شود [14].

دو ساختار مهم شبکه‌های عصبی شامل شبکه‌های پیشرو و شبکه‌های بازگشتی است [7]. شبکه‌های عصبی پرسپترون نمونه‌ای از شبکه‌های عصبی پیشرو هستند که جز پرکاربردترین نوع شبکه عصبی محسوب می‌شوند. شبکه پرسپترون شامل شبکه پرسپترون تک لایه و چند لایه می‌باشد. شبکه پرسپترون چند لایه که به اختصار MLP¹ نامیده می‌شود از به هم پیوستن چند شبکه پرسپترون تک لایه ایجاد می‌شود [15]. همانطور که در معادلات (1-1) تا (4-1) و شکل 1-1 نشان داده شده است شبکه پرسپترون تک لایه شامل ورودی X ، خروجی Y و تنها یک لایه (لایه خروجی) است. ورودی X از طریق وزن (ها) به نرون (های) لایه خروجی متصل می‌گردند که این ساختار می‌تواند شامل بایاس نیز باشد [14].



شکل 1-1 شبکه پرسپترون تک لایه

$$X = [x_1 x_2 x_3 \dots x_n]^T \quad (1-1)$$

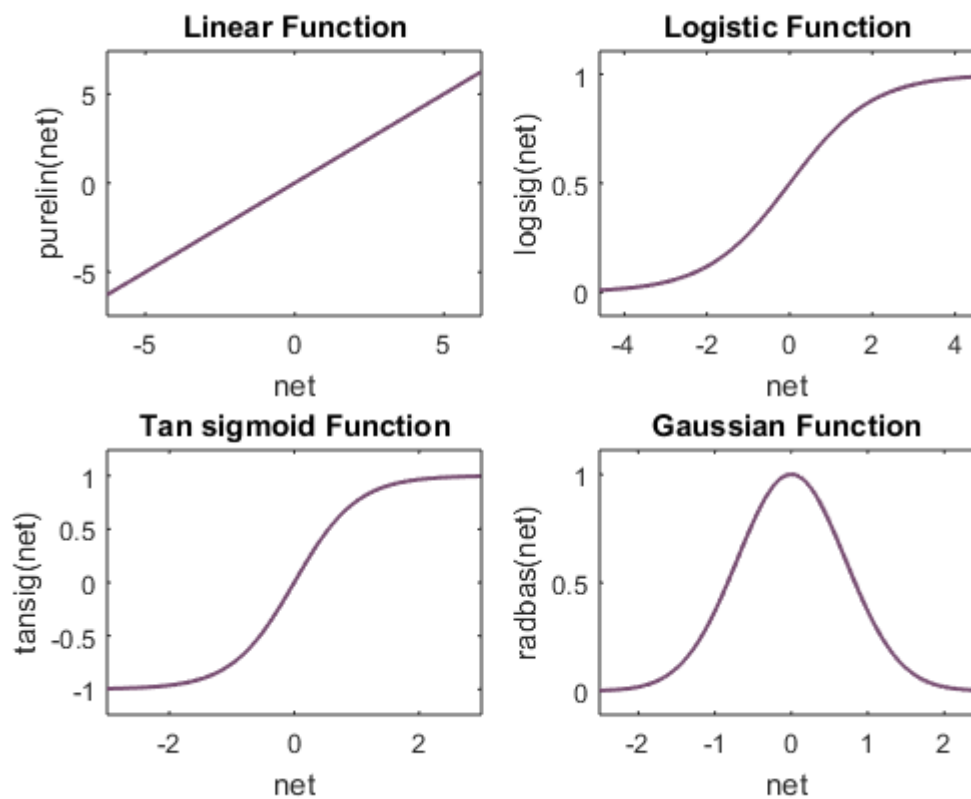
$$W = [w_1 w_2 \dots w_n] \quad (2-1)$$

¹ Multi-Layer Perceptron

$$net = W \cdot X + b \quad (3-1)$$

$$Y = f(net) \quad (4-1)$$

معادله (۱-۱) بردار ورودی شبکه و معادله (۲-۱) بردار وزن‌ها را نمایش می‌دهد. با محاسبه رابطه (۱-۳) و (۴-۱) می‌توان خروجی شبکه را محاسبه کرد که b بایاس، net ترکیب خطی بردار وزن‌دار ورودی و بایاس و f تابع فعال‌ساز می‌باشد. از توابع مهم فعال‌ساز می‌توان به توابع فعال‌ساز انتقال خطی، سیگموئید، تانژانت سیگموئید و گوسین اشاره نمود که در شکل ۲-۱ نشان داده شده‌اند [14].



شکل ۲-۱ توابع فعال‌ساز

$$y = net \quad (5-1)$$

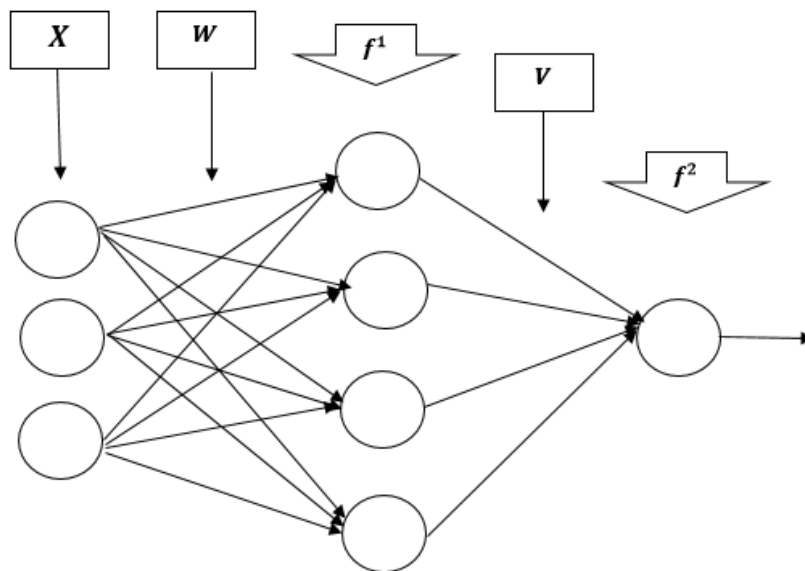
$$y = \frac{1 - e^{-\beta(net)}}{1 + e^{-\beta(net)}} \quad (6-1)$$

$$y = \frac{1}{1 + e^{-\beta(net)}} \quad (7-1)$$

$$y = e^{-\frac{(net-c)^2}{\sigma}} \quad (8-1)$$

معادلات (۵-۱)، (۶-۱)، (۷-۱) و (۸-۱) به ترتیب مربوط به تابع فعال‌ساز خطی، تابع فعال‌ساز تانژانت سیگموئید، تابع فعال‌ساز سیگموئید و تابع فعال‌ساز گوسین می‌باشند که در آن‌ها، β ضریب شیب، c مرکز تابع و σ انحراف معیار است [7].

برای آموزش شبکه پرسپترون تک لایه قاعده یادگیری پرسپترون مطرح شد. این قاعده اگرچه ساده است، اما چندان قدرتمند نیست. شبکه پرسپترون تک لایه دارای عیب‌ها و محدودیت‌های زیادی هست و تنها قابلیت حل مسائل طبقه‌بندی خطی را دارا است. برای رفع این محدودیت‌ها و حل مسائل پیچیده‌تر استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه مطرح شد [15]. در شکل زیر یک نمونه از شبکه چند لایه نشان داده شده است که علاوه بر لایه خروجی، بردارهای ورودی و خروجی، یک لایه پنهان نیز دارد.



شکل ۳-۱ شبکه پرسپترون دو لایه با سه ورودی و یک خروجی

برای آموزش این شبکه‌ها الگوریتمی کلی و فراگیر مطرح نشد. این مسئله ادامه داشت تا زمانی که در اواسط دهه ۸۰ میلادی الگوریتم پس‌انتشار مطرح شد و بصورت گسترده‌ای انتشار یافت. هم‌اکنون شبکه‌های پرسپترون چند لایه که توسط الگوریتم پس‌انتشار آموزش داده می‌شوند از پرکاربردترین نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی محسوب می‌شوند [14]. الگوریتم پس‌انتشار برای شبکه عصبی نشان داده شده در شکل ۱-۳ به این صورت می‌باشد [16].

$$net_j^1 = \sum_{i=1}^3 w_{ji} x_i \quad (9-1)$$

$$y_j^1 = f^1(net_j^1) \quad (10-1)$$

$$net_i^2 = \sum_{j=1}^4 y_{ij} y_j^1 \quad (11-1)$$

$$y^2 = f^2(net_i^2) \quad (12-1)$$

$$\delta_i^2 = (t - y^2) \cdot f'^2(net_i^2) \quad (13-1)$$

$$\delta_j^1 = \sum_{l=1}^1 (\delta_l^2 \cdot v_{lj}) \cdot f'^1(net_j^1) \quad (14-1)$$

$$\Delta v_{ij} = \alpha \cdot \delta_i^2 \cdot y_j^1 \quad (15-1)$$

$$\Delta w_{ji} = \alpha \cdot \delta_j^1 \cdot x_i \quad (16-1)$$

$$v(new) = v(old) + \Delta v \quad (17-1)$$

$$w(new) = w(old) + \Delta w \quad (18-1)$$

در روابط (۹-۱) تا (۱۸-۱)، i ، j و l به ترتیب بیان‌گر تعداد ورودی، تعداد نرون لایه اول و تعداد خروجی، net_j^1 ترکیب خطی ورودی‌های وزن دار، net_i^2 ترکیب خطی خروجی نرون‌های لایه اول، t خروجی مطلوب، y^1 خروجی لایه اول، y^2 خروجی نهایی شبکه دولایه، w وزن لایه اول، v وزن لایه

دوم، δ میزان حساسیت، α آهنگ یادگیری است و اندیس بالای هر پارامتر شماره لایه را نشان می دهد [16]. این شبکه سه ورودی و یک خروجی دارد. در الگوریتم پس انتشار به روزرسانی وزن های شبکه در راستای کمینه کردن تابع کارایی است. تابع کارایی (تابع خطای کل الگوها) طبق معادلات (۱-۱۹) و (۱-۲۰) محاسبه می شود:

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L (t - y)^2 \quad (19-1)$$

$$E = \sum_{k=1}^K E_k \quad (20-1)$$

در رابطه (۱-۱۹)، L بیانگر تعداد خروجی ها، t خروجی مطلوب، y خروجی بدست آمده توسط شبکه عصبی و E_k تابع خطا در هر الگو است. در رابطه (۱-۲۰)، K بیانگر تعداد الگوهای آموزش و تابع کارایی E در واقع مجموع مربعات کل خطا است [7].

۱-۴- بیان مسئله

خانه های TXAIRT به عنوان نمونه برای آزمایش های واقعی برای نشان دادن فناوری های جدید طراحی شده اند که در شهر تایلر در ایالت تگزاس واقع هستند [3]. در این ساختمان ها تنها از انرژی الکتریکی برای تامین انرژی مصرفی مانند گرمایش، سرمایش و روشنایی استفاده می شود. مصرف انرژی الکتریکی در بخش مسکونی در تابستان به دلیل استفاده فراوان از تهویه مطبوع به طور قابل ملاحظه ای افزایش می یابد. به همین دلیل پیش بینی مصرف انرژی الکتریکی در ۷۲ روز تابستان در ماه های ژوئن، جولای و آگوست مورد مطالعه قرار گرفته است. بیسواز و همکارانش در یکی از این خانه ها (خانه شماره یک) تنها با استفاده از پارامترهای روز، دما و شدت تابش خورشید به پیش بینی انرژی مصرفی کل ساختمان پرداخته اند [13].



شکل 4-1 نمای بالا از خانه‌های TXAIRT [۱۷]



شکل ۵-۱ نمای روبه‌روی خانه شماره ۱ [17]

در این پایان‌نامه علاوه بر استفاده از پارامترهای روز، دما و شدت تابش خورشید، با در نظر گرفتن تاثیر اغتشاش داخلی (حضور ساکنین در ساختمان) و اغتشاش خارجی (باد)، مصرف انرژی الکتریکی در کل ساختمان پیش‌بینی می‌شود. برای رسیدن به این هدف از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود و در نهایت درباره کاهش مصرف انرژی در ساختمان بحث می‌شود. برای استفاده از شبکه عصبی به ابزارهایی نیاز هست که عبارتند از: داده ورودی، الگوریتم یادگیری مناسب و معماری بهینه شبکه عصبی.

۱-۵- ساختار کلی پایان نامه

در فصل اول به بیان مسئله و پیشینه تحقیق پرداخته شد. در فصل دوم ابزارهای مورد نیاز جهت حل مسئله مورد بررسی قرار می‌گیرد. در فصل سوم نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داده می‌شود و در نهایت در فصل چهارم به نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادات پرداخته می‌شود.

۱-۶- جمع‌بندی

در این فصل با بیان مقدمه اطلاعاتی درمورد موضوع تحقیق و اهمیت انجام آن ارائه شد، پس از آن مروری بر روش‌های پیش‌بینی انرژی ساختمان انجام شد و سپس به بیان مسئله و شرح ساختار پایان نامه پرداخته شد.

فصل دوم

ابزارهای حل مسئله

۲-۱- مقدمه

بیشترین مصرف انرژی الکتریکی در سال مربوط به فصل تابستان می‌باشد. در این فصل پرمصرف، بیشینه مصرف انرژی الکتریکی در ساختمان‌ها، متوجه بار سرمایشی و تهویه مطبوع است که توسط تجهیزات تهویه مطبوع تامین می‌شود. پس شناخت سیستم مورد استفاده برای تهویه مطبوع نیاز است. وجود اغتشاشات گوناگون همچون حضور باد و ساکنین می‌تواند با تاثیر بر میزان بار سرمایشی تامین شده توسط سیستم تهویه مطبوع، موجب تغییر در میزان مصرف انرژی الکتریکی شود. از همین رو باید تاثیر این عوامل بر بار سرمایشی ساختمان بررسی شود.

تاثیر اغتشاشات خارجی و داخلی بر روی مصرف انرژی ساختمان می‌تواند به عنوان اغتشاش به شبکه عصبی وارد شود تا شبکه عصبی از آن در داده‌های ورودی خود برای پیش‌بینی مصرف انرژی کل ساختمان استفاده نماید. برای دستیابی به عملکرد مطلوب در شبکه عصبی مصنوعی، باید به انتخاب روش آموزش و طراحی معماری بهینه توجه شود.

۲-۲- بررسی تاثیر اغتشاشات خارجی و داخلی

تاثیر هر کدام از اغتشاشات خارجی و داخلی که به ترتیب مربوط به حضور باد و ساکنین است، به طور جداگانه بررسی شده است.

۲-۲-۱- اغتشاش خارجی

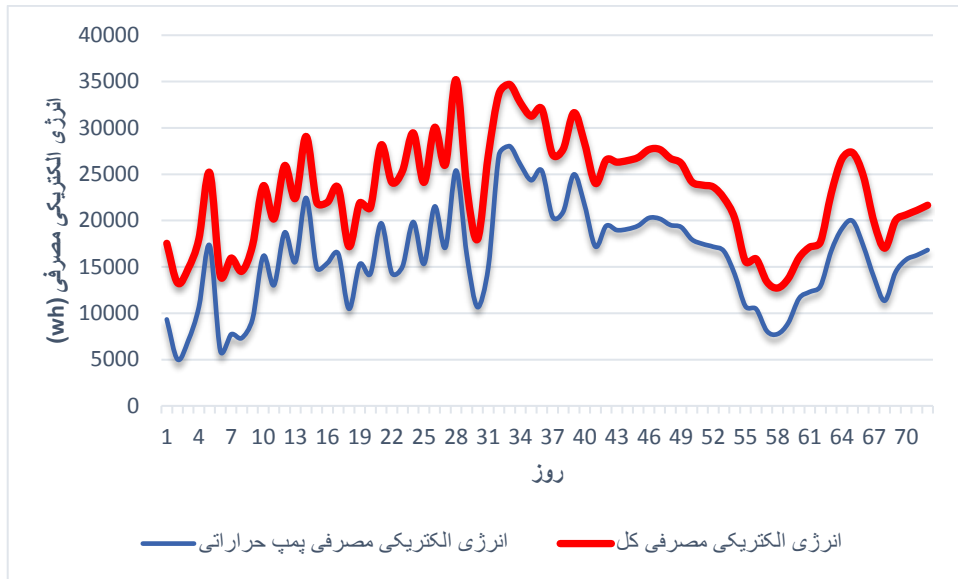
برای بررسی اثر باد به عنوان اغتشاش خارجی در مصرف انرژی ساختمان ابتدا به بررسی مفاهیم پایه و شناخت سیستم تهویه مطبوع به کاربرده شده برای ساختمان مورد نظر پرداخته شده است، سپس با استفاده از محاسبات دینامیک حرارت، این تاثیر با توجه به سرعت و جهت باد محاسبه شده است.

۲-۲-۱-۱-تهویه مطبوع

کنترل هوای فضاهاى سرپوشیده در جهان صنعت مهمی به شمار می‌رود. در مناطق بسیار کمی از جهان مردم می‌توانند در تمام مدت سال، بدون گرمایش زمستانی و یا سرمایش تابستانی به راحتی زندگی کنند. دانش تامین هوای کنترل شده و مطبوع برای فضاهاى سرپوشیده را تهویه مطبوع می‌نامند [18]. سیستم‌های گرمایش، سرمایش و تهویه به منظور تامین آسایش و راحتی ساکنین، برای انتقال گرما و سرما، از سیالات استفاده می‌کنند [19]. از تجهیزات تهویه مطبوع می‌توان به پمپ حرارتی اشاره نمود که در ساختمان مورد بررسی به کار گرفته شده است.

۲-۲-۱-۱-۱-پمپ حرارتی

پمپ حرارتی ماشینی است که از یک مکان با یک دما، گرما را جذب می‌کند و به مکان دیگری با دمای متفاوت انتقال می‌دهد. اصلی‌ترین مزیت پمپ حرارتی این است که همواره انرژی بیشتری نسبت به انرژی خود ایجاد می‌کند. در مناطقی که دسترسی به گاز طبیعی وجود ندارد، استفاده از پمپ‌های حرارتی خانگی بسیار متداول است. پمپ حرارتی از سال ۱۹۵۰ به بعد، به عنوان دستگاهی استاندارد برای سرمایش و گرمایش پذیرفته شد. این دستگاه می‌تواند برای تهویه مطبوع خانه در تابستان و گرمایش خانه در زمستان مورد استفاده قرار گیرد [18, 20, 21]. در ساختمان‌های مسکونی تهویه مطبوع مهم‌ترین عامل مصرف انرژی محسوب می‌شود [22]. در خانه‌ی مورد آزمایش نیز بیشترین مصرف انرژی الکتریکی توسط پمپ حرارتی برای تهویه مطبوع صورت می‌گیرد.



شکل 1-2 انرژی الکتریکی مصرفی

با توجه به شکل ۱-۲، مشاهده می‌شود که تهویه مطبوع در بررسی مصرف انرژی الکتریکی دارای بیشترین اهمیت می‌باشد. مقادیر انرژی الکتریکی مصرفی پمپ حرارتی و کل در مقاله بیسواز و همکارانش آمده است [3].

۲-۲-۱-۲- بارهای سرمایشی

بارهای سرمایش شامل هدایت و جابجایی، جذب تابش خورشید از طریق پنجره‌ها، بام و نمای ساختمان، انتشار گرما از طریق بدن ساکنین، نفوذ هوای گرم از خارج و انتشار گرما از طریق روشنایی و سایر تجهیزات الکتریکی و مکانیکی می‌باشد [23].

همانطور که در معادله (1-2) نشان داده شده است، انتقال گرما از طریق در و پنجره‌ها، بام و نمای ساختمان به دمای خارج و داخل ساختمان، مساحت جدار و ضریب انتقال حرارت بستگی دارد [23].

$$q_1 = A \cdot U \cdot (T_o - T_i) \quad (1-2)$$

در رابطه (1-2)، q_1 بار سرمایی ناشی از انتقال گرما از طریق رسانش (w)، A مساحت سطح جدار (m^2) ، U ضریب انتقال حرارت (w / m^2k)، T_o دمای هوای خارج ساختمان (بر حسب کلوین)، T_i دمای هوای داخل ساختمان (بر حسب کلوین) است [23].

بار سرمایی ناشی از جذب تشعشعات خورشید به مساحت جدار، ضریب تابش و ضریب جذب (جذب تشعشعات سطح) و شدت تشعشعات خورشید بر سطح بستگی دارد که در معادله (۲-۲) نشان داده شده است [23].

$$q_2 = A \cdot F \cdot \alpha \cdot SR \quad (2-2)$$

که در آن، q_2 بار ناشی از جذب تشعشعات خورشیدی (w)، A مساحت جدار (m^2) ، F ضریب تابش، α ضریب جذب، SR شدت تشعشعات خورشید بر سطح (w / m^2) است.

بار سرمایی ناشی از نفوذ به آهنگ جریان هوا، دمای هوای خارج و داخل ساختمان بستگی دارد.

$$q_{3s} = \rho \cdot V \cdot C \cdot (T_o - T_i) \quad (3-2)$$

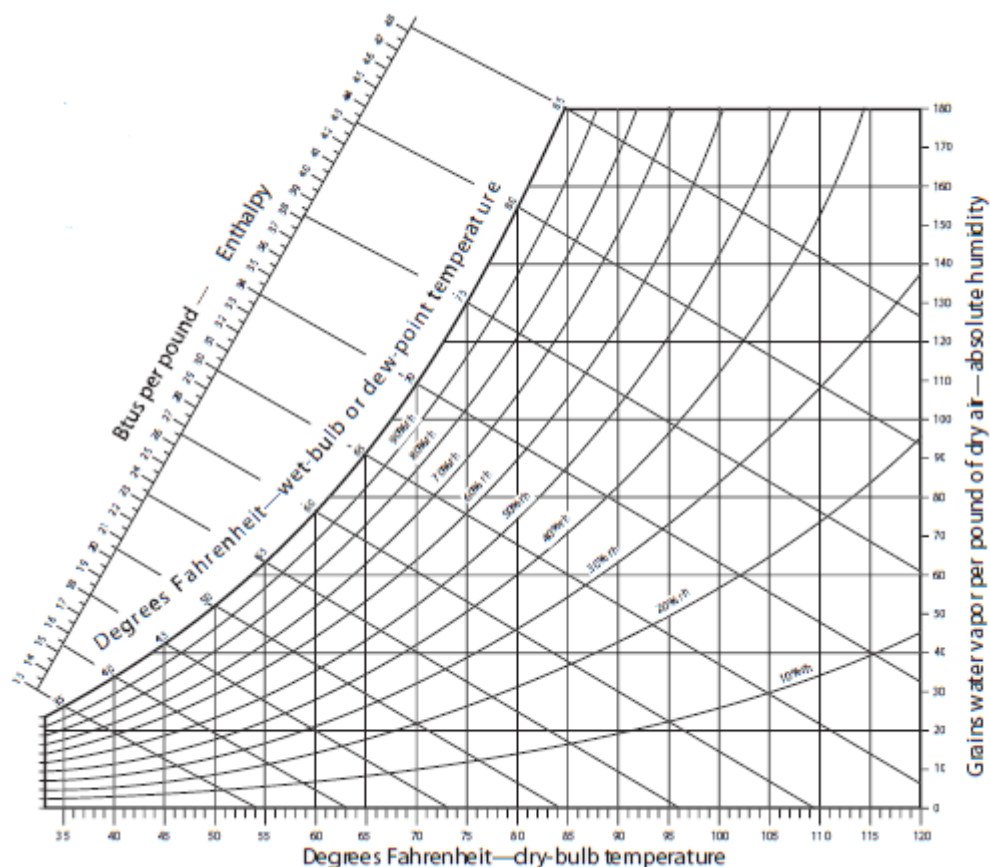
در رابطه (3-2)، q_{3s} جذب گرمای محسوس هوای بیرون (w)، ρ چگالی هوا که آن مقدار آن ۱٫۲ است (kg/m^3) ، V میزان نفوذ (m^3/s) ، C ظرفیت گرمایی ویژه هوا که برابر ۱۰۰۰ است $(\text{J}/\text{kg K})$ [24].

$$q_{3l} = \rho \cdot V \cdot h \cdot (W_o - W_i) \quad (4-2)$$

در رابطه (4-2)، q_{3l} جذب گرمای نهان هوای بیرون (w)، ρ چگالی هوا که مقدار آن برابر ۱٫۲ است (kg/m^3) ، V میزان نفوذ (m^3/s) ، h گرمای نهان تبخیر که مقدار آن برابر ۲۲۶۵ است (KJ/Kg) ، W_o رطوبت ویژه هوای خارج ساختمان (gr / gr) و W_i رطوبت ویژه هوای داخل ساختمان (gr / gr) است [18,24].

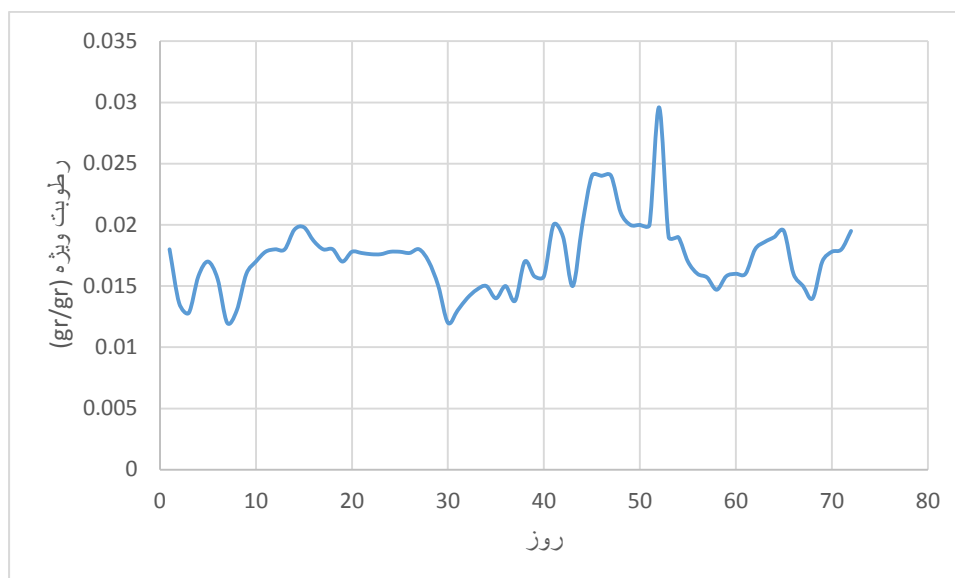
در تمام تجهیزات مصرف‌کننده انرژی در ساختمان مورد بررسی مقداری از توان دستگاه‌ها به صورت گرما تلف می‌شود [23].

مقادیر رطوبت ویژه‌ی هوای داخل و خارج ساختمان با توجه به مقادیر رطوبت نسبی و دمای تعیین شده برای داخل خانه و ثبت شده در سایت هواشناسی شهر تایلر و نمودار سایترومتريک که در شکل ۲-۲ نشان داده شده، بدست می‌آید. در این نمودار محور افقی دمای هوای خشک، محور عمودی رطوبت ویژه و منحنی‌های داخل نمودار با شیب مثبت مقدار رطوبت نسبی را نشان می‌دهند. پس با داشتن دو پارامتر، می‌توان پارامتر سوم را با نمودار سایترومتريک بدست آورد.



شکل ۲-۲ نمودار سایترومتريک [25]

نمودار مربوط به رطوبت ویژه هوای بیرون ساختمان، در ۷۲ روز در شکل ۳-۲ آمده است.



شکل ۲-۳ نمودار رطوبت ویژه در ۷۲ روز

۲-۱-۲-۳- تاثیر شرایط اقلیمی بر تهویه مطبوع

یکی از عوامل موثر بر مصرف انرژی ساختمان، شرایط اقلیمی است. از تاثیرگذارترین شرایط بر مصرف انرژی می‌توان به دمای هوا در هر روز و تابش خورشیدی که در تابستان مشهودتر است، اشاره کرد [26]. با توجه به روابط بیان شده در بخش بارهای سرمایشی واضح است که دمای هوای بیرون به طور مستقیم بر انتقال گرما از طریق درها و پنجره‌ها، بام و نمای ساختمان و همچنین نفوذ هوا تاثیر دارد. شدت تشعشعات خورشید نیز بر بار سرمایی ناشی از جذب این تشعشعات اثر دارد. در این میان عامل دیگری که بر میزان بار سرمایی تاثیر می‌گذارد، باد است. باد با تاثیر بر میزان ضریب انتقال حرارت و آهنگ جریان هوا موجب تلفات حرارتی می‌شود.

۲-۱-۲-۳-۱- انتقال حرارت

ضریب انتقال حرارت کل (U): ضریب انتقال حرارت کل میزان انتقال گرما از طریق واحد سطح یک سازه است به شرطی که اختلاف درجه حرارت بین خارج و داخل ساختمان یک درجه کلوین باشد که

واحد آن w/m^2k می‌باشد. مقاومت حرارتی، مقابله‌ی مصالح و فضای هوا با جریان گرما از طریق جابجایی، هدایت و تابش است. ضریب انتقال حرارت کلی پنجره یا هر سازه‌ی دیگر از ساختمان را می‌توان با ترکیب کردن مقاومت‌های حرارتی اجزای سازه و لایه فیلم هوای مجاور آن به دست آورد که این ضریب معکوس مقاومت حرارتی کل سازه است [24,27,28].

$$U = \frac{1}{\frac{1}{h_i} + \frac{1}{h_o} + R_1 + R_2 + R_3 + \dots} \quad (5-2)$$

R_j مقاومت حرارتی اجزای سازه (m^2k/w)، h_i ضریب هدایت لایه فیلم هوا در سطح داخلی سازه (w/m^2k) و h_o ضریب هدایت لایه فیلم هوا در سطح خارجی سازه (ضریب هدایت سطح خارجی سازه) (w/m^2k) است [24].

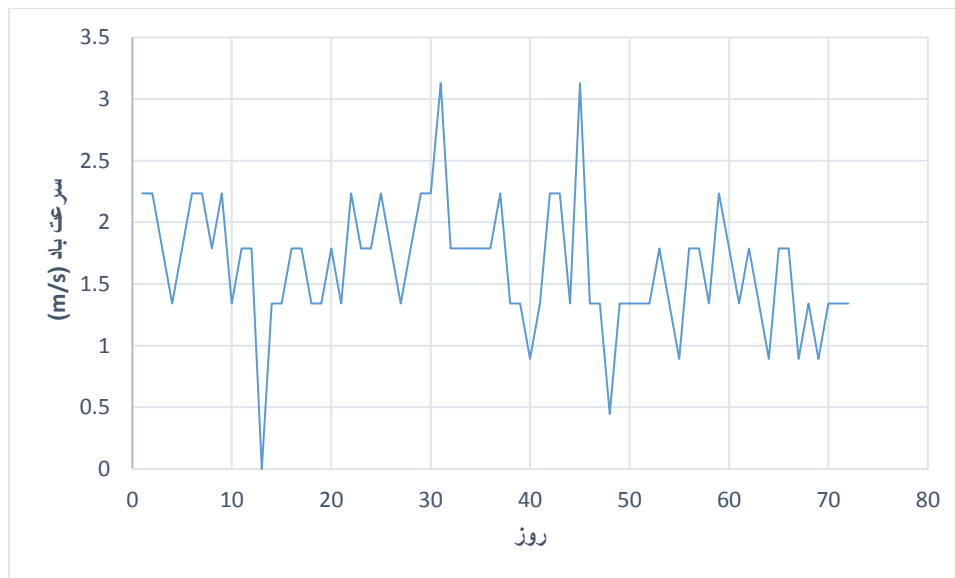
ضریب هدایت سطح خارجی سازه (h_o): در نظر گرفتن ضریب هدایت سطح خارجی سازه در شبیه‌سازی انرژی ساختمان برای محاسبه تلفات حرارتی از درها و پنجره‌ها و نمای ساختمان ضروری است. تحقیقات در مورد h_o منجر به دستیابی به تعدادی مدل تجربی شد که بسیاری از آن‌ها در برنامه‌های شبیه‌سازی ساختمان اجرا می‌شوند. یکی از مدل‌های تجربی که از نظر موقعیت مکانی و هندسه ساختمان مورد آزمایش مشابه ساختمان مورد بررسی در این پایان‌نامه است، انتخاب شده است. مدل لیو-هریس^۲ یکی از مدل‌های تجربی است که آزمایشات مربوط به آن در مقیاس کامل در یک ساختمان یک طبقه در یک محیط روستایی انجام شده است که در اطراف آن یک ساختمان و چند درخت وجود دارد. روابط h_o مربوط به این مدل به این ترتیب می‌باشد [29].

$$h_{o,w} = 1.53 \cdot v_{10} + 1.43 \quad (6-2)$$

$$h_{o,l} = 0.90 \cdot v_{10} + 3.28 \quad (7-2)$$

² Liu & Harris

که در روابط بالا، $h_{o,w}$ ضریب هدایت سطح خارجی در نماهای رو به باد ساختمان (w / m^2k) ، $h_{o,l}$ ضریب هدایت سطح خارجی در نماهای پشت به باد ساختمان (w / m^2k) و v_{10} سرعت باد در ارتفاع ده متری از سطح زمین (m/s) است که از اطلاعات ثبت شده در سایت‌های هواشناسی بدست می‌آید. نمودار اندازه سرعت باد در ۷۲ روز در شهر تایلر در شکل ۲-۴ آمده است.



شکل ۲-۴ نمودار اندازه سرعت باد در ۷۲ روز در شهر تایلر

همانگونه که در روابط (۲-۶) و (۲-۷) مشهود است سرعت باد به طور مسقیم بر ضریب هدایت سطح خارجی تاثیر می‌گذارد. هر چه سرعت باد بیشتر شود، ضریب هدایت سطح خارجی بیشتر می‌شود و با توجه به رابطه ضریب انتقال حرارت کلی، U بیشتر می‌شود پس اتلاف حرارتی از طریق نمای ساختمان افزایش می‌یابد. در مشخصات ساختمان ضریب انتقال حرارت کلی شیشه‌ها $U_{wi} = 0.55(w / m^2k)$ آمده است [30]. با استفاده از مدل لیو-هریس ضریب انتقال حرارت کلی پنجره‌های رو به باد و پشت به باد، به صورت تابعی از سرعت باد بدین گونه بدست می‌آید:

$$R_{wi,w} = \frac{1}{U_{wi}} - \frac{1}{h_{owi,w0}} + \frac{1}{h_{owi,w}} = \frac{1}{0.55} - \frac{1}{1.43} + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43} \quad (۸-۲)$$

$$R_{wi,w} = 1.82 - 0.699 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43} = 1.121 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43} \quad (۹-۲)$$

$$U_{wi.w} = \frac{1}{R_{wi.w}} = \frac{1}{1.121 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43}} \quad (۱۰-۲)$$

$$R_{wi.l} = \frac{1}{U_{wi}} - \frac{1}{h_{owi.l0}} + \frac{1}{h_{owi.l}} = \frac{1}{0.55} - \frac{1}{3.28} + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28} \quad (۱۱-۲)$$

$$R_{wi.l} = 1.82 - 0.3 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28} = 1.52 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28} \quad (۱۲-۲)$$

$$U_{wi.l} = \frac{1}{R_{wi.l}} = \frac{1}{1.52 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28}} \quad (۱۳-۲)$$

در روابط بالا، $R_{wi.l}$ و $R_{wi.w}$ به ترتیب مقاومت حرارتی کلی پنجره‌های رو به باد و پشت به باد (m^2k/w) در روابط بالا، $h_{owi.l}$ و $h_{owi.w}$ ضریب هدایت سطح خارجی رو به باد و پشت به باد (w/m^2k)، $U_{wi.w}$ و $U_{wi.l}$ ضریب انتقال حرارت کلی پنجره‌های رو به باد و پشت به باد (w/m^2k) و $h_{ow.l0} = 3.28$ و $h_{ow.w0} = 1.43$ به ترتیب ضریب هدایت سطح خارجی اولیه نماهای رو به باد و نماهای پشت به باد (w/m^2k) هستند. مساحت پنجره‌های رو به باد که مربوط به پنجره نماهای جنوب و شرق می‌شود ۱۶٫۸ مترمربع و مساحت پنجره‌های پشت به باد که شامل پنجره نماهای شمال و غرب می‌شود ۳٫۶۵ مترمربع می‌باشد. پس باتوجه به معادله (۱-۲) اتلاف حرارتی از طریق پنجره‌ها بدین ترتیب محاسبه می‌شود:

$$Q_{wi.w} = U_{wi.w} \cdot A_{wi.w} \cdot \Delta T = \frac{1}{1.121 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43}} \times 16.8 \times (T_o - T_i) \quad (۱۴-۲)$$

$$Q_{wi.l} = U_{wi.l} \cdot A_{wi.l} \cdot \Delta T = \frac{1}{1.52 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28}} \times 3.65 \times (T_o - T_i) \quad (۱۵-۲)$$

$$Q_{wi} = Q_{wi.w} + Q_{wi.l} \quad (۱۶-۲)$$

$$Q_{wi} = \Delta T \cdot \left(16.8 \cdot \frac{1}{1.121 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43}} + 3.65 \cdot \frac{1}{1.52 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28}} \right) \quad (17-2)$$

در روابط (۱۴-۲) تا (۱۷-۲)، $A_{wi.l}$ و $A_{wi.w}$ ، $Q_{wi.l}$ و $Q_{wi.w}$ به ترتیب مساحت پنجره‌های رو به باد، مساحت پنجره‌های پشت به باد (m^2)، اتلاف حرارتی ناشی از انتقال حرارت از طریق پنجره‌های رو به باد و اتلاف حرارتی ناشی از انتقال حرارت از طریق پنجره‌های پشت به باد (w) است و Q_{wi} اتلاف حرارتی ناشی از انتقال حرارت از طریق کل پنجره‌ها (w) است.

مقاومت حرارتی سطح داخلی دیوار ($0.123(m^2k/w)$) است [26] و مقاومت حرارتی سایر اجزای دیوار نیز، به تفکیک در جدول زیر آورده شده است [30].

جدول 1-2 مقاومت حرارتی اجزای دیوار

مقاومت حرارتی (m^2k/w)	اجزای دیوار
0.09	آجر
0.09	تخته سه لا
2.64	عایق دیوار
0.08	گچ

بنابراین مقاومت حرارتی دیوار را اینگونه محاسبه می‌نماییم.

$$R_{wa.w} = R_1 + R_2 + R_3 + R_4 + \frac{1}{h_{iwa.w}} + \frac{1}{h_{owa.w}} \quad (18-2)$$

$$R_{wa.w} = 0.09 + 0.09 + 2.64 + 0.08 + \frac{1}{8.1} + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43} = 3.02 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43} \quad (19-2)$$

$$U_{wa.w} = \frac{1}{R_{wa.w}} = \frac{1}{3.02 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43}} \quad (20-2)$$

$$R_{wa.l} = 0.09 + 0.09 + 2.64 + 0.08 + \frac{1}{h_{iwa.l}} + \frac{1}{h_{owa.l}} \quad (21-2)$$

$$R_{wa.l} = 2.9 + \frac{1}{8.1} + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28} = 3.02 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28} \quad (22-2)$$

$$U_{wa.l} = \frac{1}{R_{wa.l}} = \frac{1}{3.02 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28}} \quad (23-2)$$

که R_1, R_2, R_3 و R_4 به ترتیب مقاومت حرارتی آجر، تخته‌سه‌لا، عایق دیوار و گچ (m^2k/w)، $h_{iwa.w}$ و $h_{owa.w}$ ضریب هدایت سطح داخلی دیوارهای رو به باد و پشت به باد (w/m^2k)، $R_{wa.w}$ و $R_{wa.l}$ مقاومت حرارتی کلی دیوارهای رو به باد و پشت به باد (m^2k/w) و $U_{wa.w}$ و $U_{wa.l}$ ضریب انتقال حرارتی کلی دیوارهای رو به باد و پشت به باد (w/m^2k) هستند.

مساحت دیوارهای رو به باد که مربوط به دیوار نماهای جنوب و شرق می‌شود ۶۰٫۲ مترمربع و مساحت دیوارهای پشت به باد که شامل دیوار نماهای شمال و غرب می‌شود ۴۱٫۷ مترمربع می‌باشد. پس باتوجه به معادله (۱-۲) اتلاف حرارتی از طریق دیوارها بدین ترتیب محاسبه می‌شود:

$$Q_{waw} = U_{waw} \cdot A_{waw} \cdot \Delta T = \frac{1}{3.02 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43}} \times 60.2 \times (T_o - T_i) \quad (24-2)$$

$$Q_{wal} = U_{wal} \cdot A_{wal} \cdot \Delta T = \frac{1}{3.02 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28}} \times 41.7 \times (T_o - T_i) \quad (25-2)$$

$$Q_{wa} = Q_{waw} + Q_{wal} \quad (26-2)$$

$$Q_{wa} = \Delta T \times \left(60.2 \times \frac{1}{3.02 + \frac{1}{1.53 \cdot v_{10} + 1.43}} + 41.7 \times \frac{1}{3.02 + \frac{1}{0.90 \cdot v_{10} + 3.28}} \right) \quad (27-2)$$

در روابط (24-2) تا (27-2)، $A_{wa,l}$ و $A_{wa,w}$ به ترتیب مساحت دیوارهای رو به باد و پشت به باد (m^2)، $Q_{wa,l}$ و $Q_{wa,w}$ اتلاف حرارتی ناشی از انتقال حرارت از طریق دیوارهای رو به باد و پشت به باد (w) و Q_{wa} اتلاف حرارتی ناشی از انتقال حرارت از طریق کل دیوارهای ساختمان (w) است.

به دلیل بالا بودن مقدار مقاومت حرارتی سقف حتی بدون احتساب ضریب هدایت لایه فیلم هوا در سطح داخلی و خارجی، می‌توان به راحتی تاثیر باد بر مقاومت حرارتی سقف را نادیده گرفت.

می‌توان با قرار دادن دما و سرعت باد در روابط بدست آمده، اتلاف حرارت ناشی از انتقال حرارت را برای یک ساعت محاسبه نمود و برای محاسبه اتلاف حرارت برای یک روز، باید ساعات وزش باد در هر روز را از داده‌های ثبت شده در هواشناسی شهر تایپر استخراج کرده و محاسبات اتلاف حرارتی در طول روز را به دو قسمت تقسیم نمود: ساعاتی از روز که باد می‌وزد و ساعاتی که وزش باد نداریم، در ساعاتی که وزش باد نداریم سرعت باد را صفر قرار می‌دهیم و در نهایت اتلاف حرارتی ۲۴ ساعت در هر روز را با هم جمع می‌کنیم.

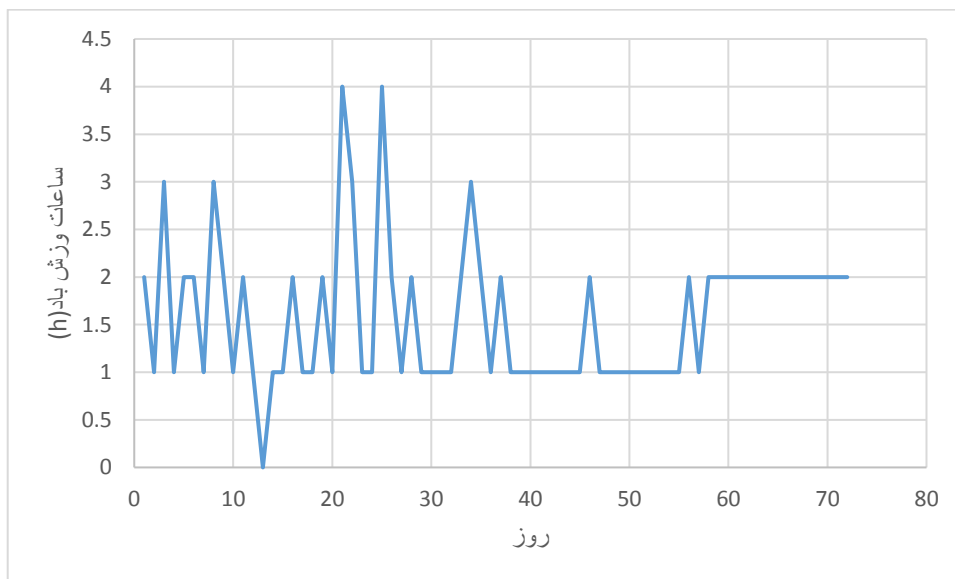
$$Q_{T_{wi}} = \left[\frac{((Q_{T_{wi,w}} + Q_{T_{wi,l}}) \cdot h_{wind})}{+[(24 - h_{wind}) \cdot ((A_{wi,w} \cdot U_{wi} \cdot \Delta T) + (A_{wi,l} \cdot U_{wi} \cdot \Delta T))]} \right] \quad (28-2)$$

$$Q_{T_{wa}} = \left[\frac{[(Q_{T_{wa,w}} + Q_{T_{wa,l}}) \cdot h_{wind}] + [(24 - h_{wind}) \cdot ((A_{wa,w} \times \frac{1}{3.02 + \frac{1}{3.28}} \times \Delta T) + (A_{wa,l} \times \frac{1}{3.02 + \frac{1}{3.28}} \times \Delta T))]}{1} \right] \quad (29-2)$$

روابط (۲۸-۲) و (۲۹-۲) به ترتیب مربوط به اتلاف حرارت از طریق پنجره‌ها و دیوارها در ۷۲ روز است که در آن‌ها $Q_{T_{wi}}$ بردار اتلاف حرارت از طریق پنجره‌ها در ۷۲ روز، $Q_{T_{wi,w}}$ بردار اتلاف حرارت از طریق پنجره‌های رو به باد، $Q_{T_{wi,l}}$ بردار اتلاف حرارت از طریق پنجره‌های پشت به باد، h_{wind} بردار ساعات وزش باد در ۷۲ روز، $Q_{T_{wa}}$ بردار اتلاف حرارت از طریق دیوارها، $Q_{T_{wa,w}}$ بردار اتلاف حرارت از طریق دیوارهای

رو به باد، $Q_{T_{wa.l}}$ بردار اتلاف حرارت از طریق دیوارهای پشت به باد در ۷۲ روز است. تمامی پارامترها و بردارها در روابط (۲۸-۲) و (۲۹-۲) معلوم هستند و با جایگذاری و انجام عملیات ریاضی اتلاف حرارت از طریق پنجره‌ها و دیوارها در ۷۲ روز بدست می‌آید.

شکل ۲-۵ نمودار ساعات وزش باد در ۷۲ روز را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۵ ساعات وزش باد در هر روز

۲-۲-۱-۳-۲- نشت و نفوذ

هوای گرم از طریق بازشوهای ساختمان، درزها و منافذ وارد ساختمان می‌شود و یا هوای سرد از این راه ها از ساختمان خارج می‌شود که موجب افزایش مصرف انرژی ساختمان شده و بخش بزرگی از نیاز سرمایشی ساختمان محسوب می‌شود. میزان هوای نفوذی از دو راه بدست می‌آید: روش تعویض هوا و روش درز و شکاف. روش درز و شکاف شامل محاسبه‌ی جریان هوای ناشی از سرعت باد نفوذی از طریق درزهای اطراف در و پنجره است. در جدول ۲-۲ میزان نفوذ هوا از طریق درها و پنجره‌های ساختمان‌های مسکونی و تجاری متوسط در سه سرعت متفاوت باد ارائه شده است [18].

جدول 2-2 نفوذ هوا در سرعت‌های مختلف

سرعت باد 30mi/hr	سرعت باد 10mi/hr	سرعت باد 5mi/hr	ملاحظات	نوع در یا پنجره
2.3	1.03	0.25	معماری، جلو آمده	قاب فولادی، مقطع نورد شده
2.1	0.87	0.23	پنجره لولایی ساختمانهای مسکونی	قاب فولادی، مقطع نورد شده
19	9.6	3.2	خوب نصب شده	در شیشه ای

در روش تعویض هوا، منظور از تعویض هوا تعویض کامل حجم هوای مورد تهویه می‌باشد [18]. اگر میزان تعویض و نفوذ هوا افزایش یابد، مصرف انرژی در بخش تهویه مطبوع نیز افزایش می‌یابد. از روش های اندازه گیری میزان تعویض و نفوذ هوا می‌توان به روش در دمنده اشاره کرد که برای استفاده از آن باید به ارتفاع خانه، شدت حفاظت از آن در برابر باد و شرایط اقلیمی توجه داشت. در این پایان‌نامه از روش تعویض هوا جهت محاسبه اتلاف حرارتی ناشی از نفوذ و در آن برای اندازه گیری میزان نفوذ هوا از روش در دمنده استفاده شده است. در آزمون در دمنده تخمین سطح نفوذ موثر خانه انجام می‌شود [31]. اندازه‌گیری میزان نفوذ هوا توسط اندازه‌گیری جریان هوا، به عنوان تابعی از فشار، انجام می‌شود. رابطه میان میزان نفوذ هوا و فشار در معادله زیر بیان شده است [32, 33].

$$V = C \Delta P^n \quad (30-2)$$

در معادله (30-2)، C شاخص جریان $(\frac{m^3}{s Pa^n})$ و n توان فشار است. معمولاً جریان هوا در اختلاف فشار $\Delta P = 50 \text{ pa}$ با استفاده از در دمنده اندازه‌گیری می‌شود [32].

سطح نفوذ موثر بر حسب مترمربع با رابطه (31-2) بدست می‌آید [32].

$$ELA = \sqrt{\frac{\rho}{2P}} V_4 = \sqrt{\frac{\rho}{2P}} V_{50} \left(\frac{P}{\Delta P} \right)^{0.65} \quad (31-2)$$

در معادله بالا، ρ چگالی هوا که برابر ۱٫۲ است (kg / m^3) ، P فشار مرجع نفوذ که برابر ۴ است (Pa) ، V_4 میزان نفوذ هوا در فشار ۴ پاسکال $(\frac{m^3}{s})$ و V_{50} میزان نفوذ هوا در فشار ۵۰ پاسکال $(\frac{m^3}{s})$ است.

میزان نفوذ هوا در فشار ۵۰ پاسکال با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آید [31]:

$$V_{50} = \frac{ACH_{50} \cdot v}{3600} \quad (32-2)$$

که در آن، ACH_{50} میزان تعویض هوا در ساعت در فشار ۵۰ پاسکال (h^{-1}) مطابق رابطه (۲-۳۱) بدست می‌آید و v حجم ساختمان (m^3) است که در ساختمان مورد بررسی برابر با 403 مترمکعب می‌باشد.

$$ACH_{50} = ACH \cdot C \cdot H \cdot S \cdot L \quad (33-2)$$

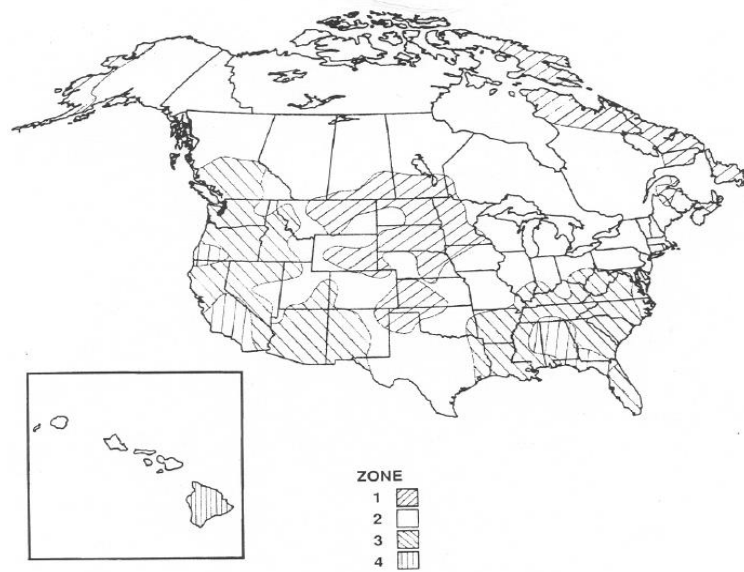
در رابطه (۲-۳۳)، C ضریب نفوذ اقلیمی، H ضریب تصحیح ارتفاع، S ضریب تصحیح حفاظت در برابر باد، L ضریب تصحیح نفوذ و ACH میزان تعویض هوا در فشار ۴ پاسکال (h^{-1}) است [31] که مقدار آن برای خانه مورد بررسی برابر با ۰,۱۸ می‌باشد [30].

ضریب نفوذ اقلیمی از نقشه ضریب نفوذ مربوط به مناطق ایالات متحده آمریکا تعیین می‌شود که برای بدست آوردن آن باید به نقشه‌های مکان ایالت تگزاس در کشور ایالات متحده آمریکا و مکان شهر تایلر در ایالت تگزاس توجه کرد. مقدار ضریب نفوذ اقلیمی مناطق نشان داده شده در شکل ۲-۵ در جدول 3-2 آمده است [34].

با توجه به موقعیت شهر تایلر در نقشه‌های نشان داده شده در شکل‌های ۲-۶ و ۲-۷، نقشه مربوط به منطقه بندی ضریب نفوذ اقلیمی و جدول ۲-۳ مقدار ضریب نفوذ اقلیمی را ۲۲ در نظر گرفته شده است.

جدول 3-2 ضریب نفوذ اقلیمی

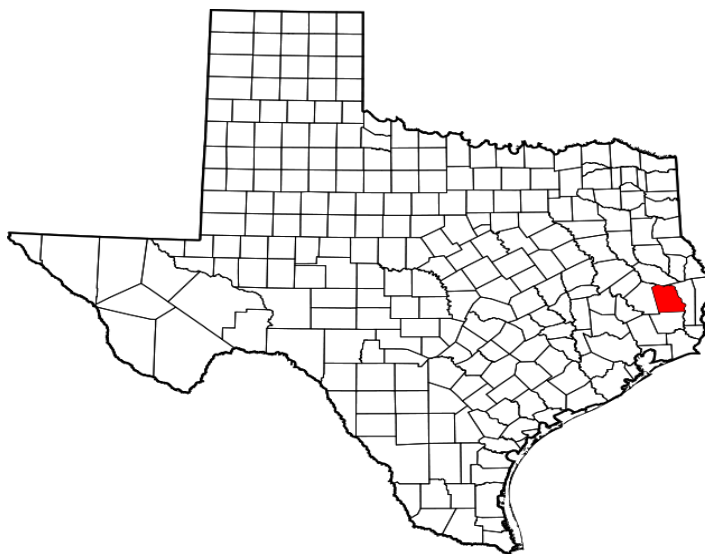
4	3	2	1	مناطق
23-26	20-22	17-19	13-16	مقدار ضریب نفوذ اقلیمی



شکل ۲-۶ منطقه‌بندی بر اساس ضریب نفوذ اقلیمی [34]



شکل ۲-۷ موقعیت ایالت تگزاس در آمریکا [35]



شکل ۲-۸ موقعیت شهر تایلر در ایالت تگزاس [36]

ضریب تصحیح ارتفاع با توجه به تعداد طبقات در جدول ۲-۴ آمده است [34]. خانه مورد بررسی یک طبقه دارد بنابراین ضریب تصحیح ارتفاع 1 در نظر گرفته می‌شود.

جدول ۲-۴ ضریب تصحیح ارتفاع

تعداد طبقات	1	2	3
ضریب تصحیح ارتفاع	1	0.8	0.7

ضریب تصحیح حفاظت باد با توجه به ساختمان مورد بررسی از جدول ۲-۵ انتخاب می‌شود [34]. با توجه به اینکه خانه دارای درجه حفاظت بالایی است، ضریب تصحیح حفاظت ۱,۲ انتخاب می‌شود.

جدول ۲-۵ ضریب تصحیح حفاظت

درجه حفاظت	با حفاظت خوب	نرمال	بدون حفاظ
ضریب تصحیح حفاظت	1.2	1	0.9

ضریب تصحیح نفوذ از جدول ۲-۶ انتخاب می‌شود [34].

جدول ۲-۶ ضریب تصحیح نفوذ

نوع منفذ ساختمان	منفذهای کوچک	نرمال	منفذهای بزرگ
ضریب تصحیح نفوذ	1.4	1	0.7

ضریب تصحیح نفوذ باتوجه به ویژگی‌های ساختمان موردنظر ۱,۴ در نظر گرفته می‌شود. پس میزان تعویض هوا در ساعت در فشار ۵۰ پاسکال اینگونه محاسبه می‌شود:

$$ACH_{50} = 0.18 \times 22 \times 1 \times 1.2 \times 1.4 = 6.65 \quad (۳۴-۲)$$

با داشتن مقدار ACH_{50} می‌توان V_{50} را نیز بدین ترتیب محاسبه کرد:

$$V_{50} = \frac{6.65 \times 403}{3600} = 0.744 \quad (۳۵-۲)$$

حال می‌توان سطح نفوذ موثر را محاسبه کرد:

$$ELA = \sqrt{\frac{1.2}{2 \times 4}} \times 0.744 \times \left(\frac{4}{50}\right)^{0.65} = 0.056 \quad (۳۶-۲)$$

در نهایت با توجه به مقادیر بدست آمده در روابط بالا، میزان نفوذ هوا طبق معادله (۳۷-۲) بدست می‌آید [31]:

$$V = ELA \left(C_s \cdot \Delta T + C_w \cdot v_{10}^2 \right)^{0.5} \quad (۳۷-۲)$$

C_s ضریب دودکش، C_w ضریب باد و V_{10} سرعت باد است.

ضریب دودکش و ضریب باد برای ساختمان‌های با یک یا دو نما در معرض باد به ترتیب در جداول ۲-۷ و ۲-۸ آورده شده است. ضریب دودکش ساختمان مورد تحقیق ۰,۰۱۵ انتخاب می‌شود.

جدول ۲-۷ ضریب دودکش

تعداد طبقات	1	2	3
ضریب دودکش	0.015	0.0299	0.0449

جدول ۲-۸ ضریب باد

تعداد طبقات	درجه حفاظت ۱	درجه حفاظت ۲	درجه حفاظت ۳	درجه حفاظت ۴	درجه حفاظت ۵
1	—	0.0092	0.0065	0.0035	0.0012
2	—	0.0121	0.0086	0.0051	0.0016
3	—	0.0143	0.0101	0.006	0.0018

در جدول ۲-۸، درجه حفاظت ۱ مربوط به ساختمان‌های بدون پناه، درجه حفاظت ۲ مربوط به ساختمان‌هایی است که دو نمای در معرض باد بدون پناه دارند، درجه حفاظت ۳ مربوط به ساختمان‌هایی است که یک نما رو به باد و بدون پناه و یا دو نمای ساختمان رو به باد دارند که یک یا دو تا از نماها توسط درخت یا موانعی در پناه هستند، درجه حفاظت ۴ مربوط به ساختمان‌های با دو نما رو به باد است که هر دو نما دارای پناه قابل توجهی می‌باشند و یا مربوط به ساختمان‌هایی است که دارای یک نما رو به باد هستند و چند مانع در برابر باد دارند و درجه حفاظت ۵ مربوط به ساختمان‌هایی است که توسط ساختمان‌های بزرگ احاطه شده‌اند [31]. با توجه به تعاریف مربوط به هر کدام از درجه‌های حفاظت و یک طبقه بودن خانه مورد نظر، ضریب باد ۰,۰۰۶۵ انتخاب می‌شود. اکنون میزان نفوذ هوا بر حسب سرعت باد و اختلاف دمای داخل و خارج ساختمان مطابق رابطه (۲-۳۸) محاسبه می‌شود:

$$V = 0.056 \times (0.015 \times \Delta T + 0.0065 \times v_{10}^2)^{0.5} \quad (2-38)$$

پس اتلاف حرارتی ناشی از نفوذ بدین ترتیب بدست می‌آید:

$$Q_i = q_{3s} + q_{3l} = (\rho \cdot V \cdot C \cdot \Delta T) + (\rho \cdot V \cdot h \cdot \Delta W) \quad (2-39)$$

$$Q_i = (1.2 \times 1000 \times V \times \Delta T) + (1.2 \times 2256 \times V \times \Delta W) \quad (2-40)$$

محاسبات اتلاف حرارتی ناشی از نفوذ نیز مانند اتلاف حرارتی ناشی از انتقال حرارت با توجه به سرعت باد و ساعات وزش باد در هر روز به دو بخش تقسیم می‌شود و در نهایت مجموع آن‌ها برای دستیابی به مقدار اتلاف حرارت ناشی از نفوذ در هر روز محاسبه می‌شود.

$$Q_{T_i} = \left[[(\rho \cdot C \cdot \Delta T + \rho \cdot h \cdot \Delta W) \cdot V \cdot h_{wind}] + [(24 - h_{wind}) \cdot (ELA \cdot (C_s \cdot \Delta T)^2) \cdot (\rho \cdot C \cdot \Delta T + \rho \cdot h \cdot \Delta W)] \right] \quad (41-2)$$

در رابطه (۲-۴۱)، Q_{T_i} بردار اتلاف حرارت ناشی از نفوذ در ۷۲ روز است.

تاثیر باد بر بار سرمایی مطابق رابطه (۲-۴۲) بدست می‌آید.

$$Q_{T_{wind}} = Q_{T_{wi}} + Q_{T_{wa}} + Q_{T_i} \quad (42-2)$$

در رابطه (۲-۴۲)، $Q_{T_{wind}}$ تاثیر باد بر بار سرمایی ساختمان است.

در ادامه مقادیر دما و رطوبت ویژه داخل ساختمان مورد بررسی قرار گرفته است.

۲-۲-۲-۲- اغتشاش داخلی

زندگی انسان به تولید گرمای متابولیکی وابسته است. اصطکاک‌های داخلی در بدن مانند جریان خون و عکس‌العمل‌های گرمزای داخلی در انسان مقادیر قابل توجهی انرژی تولید می‌کند که درصد محدودی از آن صرف کار مکانیکی شده و بقیه به حرارت تبدیل می‌شود که موجب افزایش دمای بدن می‌شود. برای تثبیت دمای بدن در ۳۷ درجه سانتی‌گراد و در نتیجه احساس راحتی و آسایش لازم است بدن با محیط اطراف خود تبادل گرما نماید [37, 38, 39]. بنابراین در تابستان حضور افراد در خانه موجب بالا رفتن دمای خانه و افزایش بار سرمایی می‌شود. ناحیه رفاه دمایی تعیین شده توسط جامعه مهندسیین گرمایش، سرمایش و تهویه مطبوع آمریکا محدوده‌ی دمای هوا از ۶۸ درجه فاراد تا ۷۴ درجه فاراد را شامل می‌شود. مطالعات بعدی با استفاده از هزاران مورد مختلف، حدود ۲۵ سال بعد، محدوده رفاه دمایی را به ۷۲ درجه فاراد تا ۷۸ درجه فاراد تغییر داد [18]. در فصل تابستان می‌توان در طراحی سیستم‌های تهویه مطبوع دما را اندکی بالاتر در نظر گرفت زیرا در تابستان مردم لباس سبک می‌پوشند و به گرما هم خو گرفته‌اند. اکثر سیستم‌های تهویه مطبوع به گونه‌ای طراحی می‌شوند که در فصل تابستان دما را بین ۷۲ درجه فاراد و ۷۸ درجه فاراد نگه دارند. حد بالایی آسایش در هوای گرم، ۷۹

درجه فاراد و حدود ۵۵ درصد رطوبت نسبی است [19]. گرمای منتشر شده از بدن انسان به محیط، مطابق جدول ۹-۲ است [23].

جدول 9-2 گرمای انتشار یافته از بدن انسان

گرمای کل (wh)	رطوبت نسبی	دمای هوا (c)
121	34	18
119	40	20
118	48	22
118	60	24
118	73	26

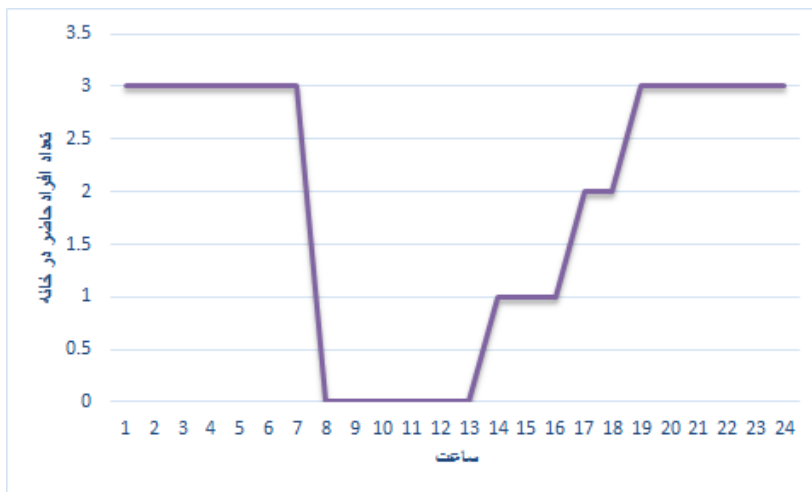
دما و رطوبت نسبی در نظر گرفته شده برای خانه موردنظر به ترتیب ۷۳,۴ درجه فاراد (۲۳ درجه سانتیگراد) و ۵۴٪ است که با داشتن این مقادیر مقدار رطوبت ویژه خانه با توجه به نمودار سایترومتريک ۰,۰۰۹۴ بدست می آید. پس باتوجه به جدول ۹-۲ دمای کل انتشار یافته از طریق بدن انسان به محیط خانه ۱۱۸ وات می باشد.

بین پیش‌بینی و مصرف واقعی انرژی ساختمان‌ها فاصله محسوسی وجود دارد، این تفاوت حتی در ساختمان‌های مشابه نیز وجود دارد به گونه‌ای که ساختمان‌های کاملاً مشابه، مصرف انرژی متفاوتی دارند. به نظر می‌رسد این تفاوت مربوط به افراد ساکن در ساختمان باشد [40]. در واقع حضور و رفتار ساکنان در ساختمان تاثیر قابل توجهی بر تقاضا و مصرف انرژی و عدم قطعیت در پیش‌بینی و شبیه سازی انرژی مصرفی دارد [41, 42, 43].

۲-۲-۱- تاثیر ساکنان بر تهویه مطبوع

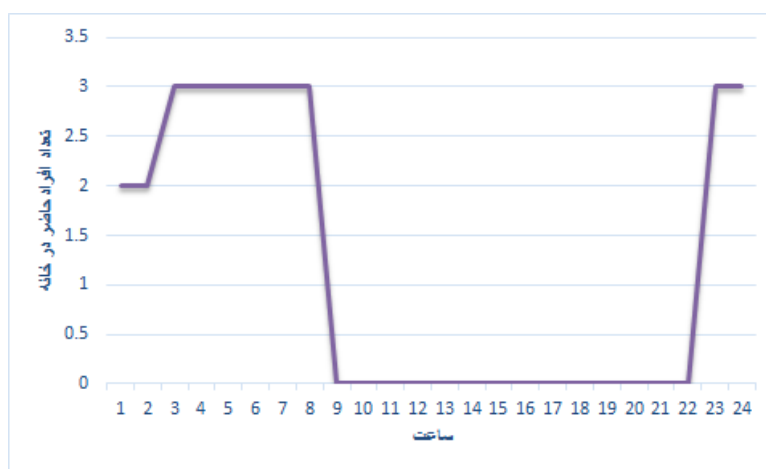
برای در نظر گرفتن تاثیر دقیق‌تر حضور و رفتار افراد بر مصرف انرژی ساختمان، باید اطلاعات دقیقی از افراد ساکن در خانه جمع‌آوری شود. برای بررسی حضور و رفتار افراد ساکن در ساختمان ارائه پرسشنامه ای به ساکنان توصیه می‌شود که باتوجه به آن به ساعات حضور آنان در هر روز می‌توان پی برد. در اینجا تاثیر رفتار انسان به صورت ساعات حضور در خانه و مصرف انرژی الکتریکی در نظر گرفته شده است.

به طور مثال براساس اطلاعات گرفته شده از ساکنان نظیر تعداد افراد خانواده، سن، شغل، ساعات کاری می‌توان برای یک روز مثل دوشنبه سومین روز ماه جولای پروفیل حضوری مانند نمودار شکل ۹-۲ رسم کرد.



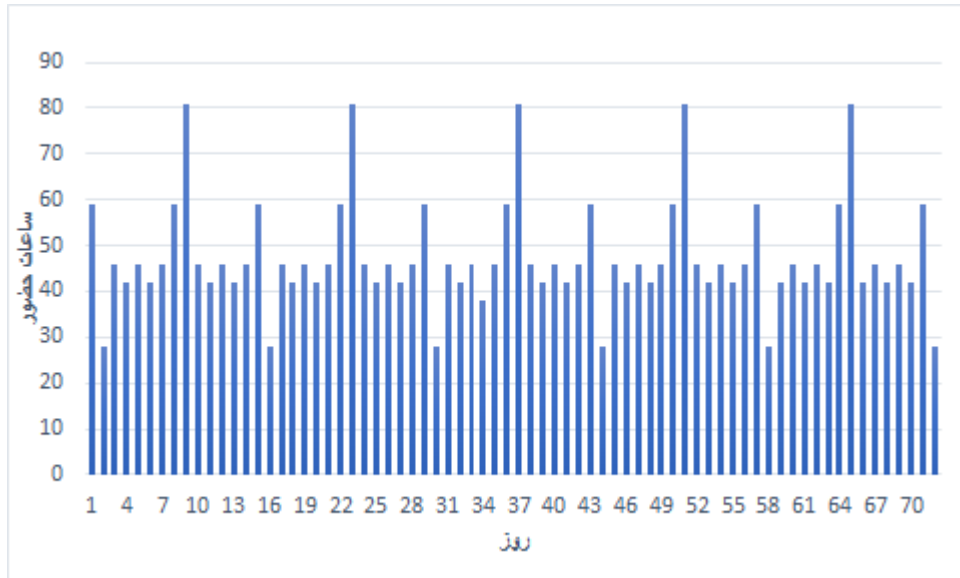
شکل ۹-۲ پروفیل حضور افراد در خانه در سومین روز ماه جولای

تعداد افراد خانواده سه نفر در نظر گرفته شده که شامل والدین و یک فرزند می‌باشد. پروفیل حضور افراد در خانه با توجه به برنامه افراد و همچنین تعطیلی روزها و یا توجه به روزهای آخر هفته می‌تواند متفاوت باشد. شکل ۱۰-۲ نمودار مربوط به پروفیل حضور افراد در روز یکشنبه دومین روز ماه جولای است.



شکل ۱۰-۲ پروفیل حضور افراد در خانه در دومین روز ماه جولای

پس از بدست آوردن پروفیل ساعت حضور افراد برای تمام روزها، در نهایت می توان پروفیل ساعت حضور افراد در خانه را در ۷۲ روز رسم کرد که این پروفیل در شکل ۲-۱۱ نشان داده شده است.



شکل ۲-۱۱ پروفیل حضور افراد در خانه در ۷۲ روز

باتوجه به نمودارهای بدست آمده، تاثیر ساکنان خانه بر بار سرمایی را می توان بدین گونه در نظر گرفت:

$$q_4 = \text{hour} \times q_t \quad (43-2)$$

در رابطه (۴۳-۲)، q_4 بردار گرمای ناشی از ساکنان در ۷۲ روز $(w.h)$ ، hour بردار ساعات حضور ساکنان در خانه در ۷۲ روز (h) و q_t گرمای انتشار یافته از طریق بدن هر فرد (w) که با توجه به جدول ۲-۹ و دمای آسایش خانه ۱۱۸ در نظر گرفته شده است.

۲-۳- انتخاب روش یادگیری

با اعمال الگوریتم پایه‌ی پس‌انتشار روی مسائل با کاربردهای عملی، مشاهده شد که روند آموزش ممکن است روزها و یا هفته‌ها به طول بیانجامد. کند بودن الگوریتم پایه پس‌انتشار در حل مسائل واقعی محققان را برای یافتن روش‌هایی برای سرعت بخشیدن به این الگوریتم راغب نمود. الگوریتم‌های سریعتر

عموما در دو دسته کلی قرار می‌گیرند، دسته اول شامل توسعه‌ی فنون اکتشافی است که شامل ایده‌هایی مثل سرعت یادگیری متغیر و دوباره مقیاس‌سازی متغیرها است. دسته دوم بر روی فنون بهینه‌سازی عددی استاندارد تمرکز دارند. آموزش شبکه‌های عصبی پیشرو با هدف حداقل‌سازی مجموع مربعات خطا، یک مسئله بهینه‌سازی عددی ساده است. از میان فنون بهینه‌سازی عددی که در آموزش شبکه‌های چندلایه موفق بوده‌اند می‌توان به الگوریتم گرادیان توام و الگوریتم لونیبرگ مارکوات اشاره کرد [14].

۲-۳-۱- الگوریتم لونیبرگ مارکوات

الگوریتم لونیبرگ مارکوات تعمیمی از روش گوس نیوتون است [7, 14]. این الگوریتم به‌روزرسانی وزن‌های شبکه را در جهتی پیش می‌برد که تابع کارایی با سرعت بیشتری کاهش یابد [15]. در این روش علاوه بر محاسبه مشتق اول (گرادیان)، از مشتق دوم موسوم به هسین، برای اصلاح پارامترها استفاده می‌شود. یکی از حسن‌های الگوریتم لونیبرگ مارکوات این است که در آن نیاز به تعیین آهنگ یادگیری از ابتدا نمی‌باشد و الگوریتم قادر است آهنگ یادگیری را به صورت تطبیقی تغییر دهد [44]. تابع کارایی این الگوریتم میانگین مجموع مربعات خطاها (MSE^3) است. روش لونیبرگ مارکوات از رابطه زیر برای بهینه‌سازی پارامترها استفاده می‌کند [7].

$$w (new) = w (old) - \alpha (H + \mu I)^{-1} g \quad (2-44)$$

که در آن w وزن شبکه عصبی، α آهنگ یادگیری، H ماتریس هسین و g برابر با بردار مشتق خطا نسبت به پارامتر قابل آموزش است. مقدار μI موجب دور شدن ماتریس هسین از شرایط تکین می‌شود. روابط (2-45) و (2-46) به ترتیب مربوط به بردار مشتق خطا نسبت به بردار وزن و ماتریس هسین است [7].

³ Mean Squared Error

$$g = J^T e = \frac{\partial E}{\partial W} \quad (۴۵-۲)$$

$$H = J^T J = \frac{\partial^2 E}{\partial W^2} \quad (۴۶-۲)$$

در روابط (۴۵-۲) و (۴۶-۲)، J ماتریس ژاکوبین و W بردار وزن‌ها است. در بسیاری از موارد مقدار H محاسبه نمی‌شود بلکه تخمین زده می‌شود [۷].

آهنگ یادگیری α به این صورت تطبیق پیدا می‌کند که اگر خطا نسبت به تکرار قبلی الگوریتم افزایش یابد، آهنگ یادگیری افزایش می‌یابد تا سهم مشتق اول نسبت به مشتق دوم افزایش پیدا کند و اگر خطا نسبت به تکرار قبلی کاهش یابد، آهنگ یادگیری کاهش می‌یابد تا سهم مشتق دوم افزایش پیدا کند [44].

۲-۳-۲- الگوریتم گرادیان توام

الگوریتم گرادیان نزولی ساده‌ترین الگوریتم بوده اما سرعت آن بسیار کم است، روش نیوتون سریع‌تر است اما می‌بایست ماتریس هسین و معکوس آن را محاسبه کند. الگوریتم گرادیان توام یک الگوریتم متعادل است که نیازمند محاسبه ماتریس هسین نبوده و همگرایی به کمینه تابع درجه دوم را تضمین می‌نماید. در این الگوریتم جستجو به جای جستجو برای بیش‌ترین کاهش شیب، بین جهت‌های مزدوج صورت می‌گیرد که این امر موجب همگرایی سریع‌تر این روش نسبت به روش گرادیان نزولی می‌شود [۷].

مراحل این الگوریتم به این صورت است که ابتدا جهت جستجوی اولیه p برابر منفی گرادیان قرار می‌گیرد سپس با انتخاب آهنگ یادگیری α ، جستجوی خطی در جهت p_k برای یافتن بیش‌ترین کاهش تابع معیار مطابق رابطه (۴۷-۲) صورت می‌گیرد و رابطه (۴۸-۲) محاسبه جهت جستجو در هر تکرار را نشان می‌دهد [۷، ۱۴]:

$$W(\text{new}) = W(\text{old}) + \alpha_k p_k \quad (47-2)$$

$$p_k = -g_k + \beta_k p_{k-1} \quad (48-2)$$

در روابط (47-2) و (48-2)، g_k برابر گرادیان تابع معیار در تکرار k ام است. ثابت β_k در روش موسوم به فلچر-ریوس به صورت زیر محاسبه می‌شود [14,44].

$$\beta_k = \frac{g_k^T g_k}{g_{k-1}^T g_{k-1}} \quad (49-2)$$

در رابطه (49-2)، g_{k-1} گرادیان تابع معیار در تکرار $k-1$ ام است.

انتخاب میان الگوریتم لونبرگ مارکوات و گرادیان توام، برای آموزش شبکه عصبی در این پایان‌نامه، الگوریتم لونبرگ مارکوات می‌باشد. در فصل آینده با مقایسه این دو روش دلیل این انتخاب روشن می‌شود.

۴-۲- معماری شبکه عصبی

معماری شبکه عصبی شامل تعداد لایه‌ها، تعداد نرون موجود در هر لایه و نوع تابع فعال‌ساز هر لایه می‌باشد. معماری شبکه عصبی تاثیر مهمی بر عملکرد آن دارد. تاکنون هیچ روش کلی برای طراحی ساختار بهینه‌ی شبکه عصبی ارائه نشده است. یافتن ساختار بهینه شبکه عصبی را می‌توان یکی از مشکلات استفاده از آن عنوان کرد. معمولاً در شبکه‌های عصبی جهت تخمین زدن از تابع انتقال خطی برای تابع فعال‌ساز لایه خروجی و از توابع سیگموئید و یا تانژانت سیگموئید برای توابع فعال‌ساز لایه‌های پنهان استفاده می‌شود. به طور کل در روش‌های سنتی انتخاب توابع فعال‌ساز، تعیین تعداد لایه‌ها و تعداد نرون در هر لایه با روش سعی و خطا تعیین می‌شود [45]. گاهی نیز از فرمول‌های تجربی برای تعیین تعداد نرون هر لایه استفاده می‌شود، برای نمونه بیسواز و همکارانش در پیش‌بینی مصرف انرژی خانه TXAIRT با سه ورودی، از فرمول $2n+1$ برای تعیین تعداد نرون لایه پنهان استفاده کردند [3]. در مطالعاتی که از طراحی آزمایش‌ها برای یافتن ساختار بهینه شبکه عصبی استفاده شده، اغلب از روش

تاگوچی برای این منظور استفاده شده که از مهم‌ترین معایب این روش می‌توان به عدم قابلیت مناسب این روش برای در نظر گرفتن چندین معیار عملکرد اشاره کرد. بدیهی است که به دلیل ترکیب معیار های مورد انتخاب و عدم تبعیت آن‌ها از تابع خطی یا غیرخطی، امکان بهینه‌سازی ساختار شبکه عصبی با روش‌هایی مبتنی برگرادین مقدور نیست. برخی دیگر از محققان از روش‌های فرا ابتکاری نظیر الگوریتم ژنتیک، ترکیب الگوریتم ژنتیک و الگوریتم باینری هوش جمعی ذرات برای یافتن معماری بهینه شبکه عصبی استفاده می‌کنند [45].

الگوریتم ژنتیک نسبت به روش‌های معمول بهینه‌سازی و روش‌های بر پایه گرادیان دارای مزایای زیادی می‌باشد که از برجسته‌ترین آن‌ها می‌توان دو مورد زیر اشاره کرد [45]:

۱- در روش‌های معمول بهینه‌سازی، افزایش تعداد حالات متغیر مسئله موجب ایجاد محدودیت‌هایی می‌شود، درحالی‌که الگوریتم ژنتیک می‌تواند مسائلی با تعداد حالات زیاد متغیر را حل نماید.

۲- در روش‌های معمول بهینه‌سازی، شرط پیوستگی و مشتق‌پذیری تابع هدف و قیدها ضروری است اما در ژنتیک لزومی ندارد که تابع هدف و قیدها پیوسته و مشتق‌پذیر باشند.

در این پایان‌نامه، از الگوریتم ژنتیک جهت یافتن ساختار بهینه شبکه عصبی استفاده شده است.

۲-۴-۱- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یکی از انواع الگوریتم‌های تکاملی است که به عنوان یکی از روش‌های تصادفی بهینه یابی شناخته شده که امروزه به دلیل توانایی‌هایش جایگاه مناسبی در میان سایر روش‌ها یافته است. الگوریتم ژنتیک الهام گرفته از نظام طبیعت است به این معنی که به این موضوع که تغییر وراثتی جانوران در طول زمان منجر به سازگاری بیشتر آن‌ها با محیط گردیده و در پی سازگاری بیشتر، صفات وراثتی در جمعیت افزایش می‌یابد که توانایی آن در بقا و تولید مثل بیشتر باشد، توجه دارد. آنچه که

تضمین می‌کند که الگوریتم ژنتیک به سمت جواب‌های متفاوت حرکت کند، اعمال عملگرهای ژنتیکی و تکاملی شامل ترکیب و جهش است در حالی که در برخی از روش‌های بهینه‌سازی، جستجو از یک نقطه خاص شروع شده و با یک الگوریتم به نقطه دیگر هدایت می‌شود که این خود ممکن است موجب اعلام کمینه محلی به عنوان پاسخ شود.

۲-۴-۲- تعداد لایه‌ها

با توجه به تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها، نیازی به یافتن تعداد لایه بهینه نیست زیرا منطقی است که با توجه به تعداد داده‌ها برای جلوگیری از محاسبات و پیچیدگی بیشتر، تعداد لایه‌ها برابر دو در نظر گرفته شود که شامل یک لایه پنهان و یک لایه خروجی است.

۲-۴-۳- وزن شبکه عصبی

وزن‌های اولیه جهت آموزش به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و در شبکه عصبی جهت آموزش ذخیره می‌شوند. سپس با ایجاد یک حلقه با تعداد تکرار ۱۰۰۰، شبکه به به‌روزرسانی وزن‌ها با استفاده از الگوریتم انتخاب شده برای آموزش در جهت کاهش مقدار میانگین مجموع مربعات خطا می‌پردازد.

۲-۴-۴- آهنگ یادگیری

آهنگ یادگیری اولیه ۰,۰۰۱ در نظر گرفته شده است. در هر بار تکرار، با افزایش مقدار خطا نسبت به مقدار خطا در تکرار قبل، مقدار آهنگ یادگیری با ضرب شدن در ۱,۴ افزایش یافته و با کاهش مقدار خطا در هر تکرار نسبت به مقدار آن در تکرار قبل، آهنگ یادگیری با تقسیم بر عدد ۱,۴ کاهش می‌یابد. این مقادیر با سعی و خطا تعیین شده‌اند.

۲-۴-۵- داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش

داده‌های شبکه عصبی به صورت تصادفی به سه بخش داده آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایش تقسیم می‌شوند. اکثر داده‌ها برای آموزش استفاده می‌شود که در مرحله آموزش، وزن‌ها تعیین شده و در پایان هر مرحله آموزش با داده‌های اعتبارسنجی، کیفیت شبکه مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. سپس وزن‌ها ذخیره می‌شوند و شبکه عصبی با داده‌های دسته سوم مورد آزمون قرار می‌گیرد [46]. در این پایان‌نامه، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۲۵ درصد آن‌ها جهت آزمایش استفاده شده است.

۲-۵- جمع بندی

در این فصل ابتدا تاثیر اغتشاشات داخلی و خارجی به صورت توابعی از سرعت باد و مدت حضور افراد در خانه، بر مصرف انرژی بدست آمد. سپس درباره انتخاب الگوریتم آموزش و طراحی معماری شبکه عصبی بحث شد.

فصل سوم

حل مسئله

۳-۱- مقدمه

با توجه به روابط مربوط به تاثیر باد و ساکنین بر مصرف انرژی، بار سرمایی ناشی از هر یک از این عوامل محاسبه شده و به عنوان داده به شبکه عصبی داده شده است. در ابتدای این فصل پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی در ساختمان مورد بررسی که توسط بیسواز و همکارانش انجام شده بود، آورده شده است در ادامه با الگوریتم گرادیان توام با ساختاری که از روابط تجربی بدست آمده و سپس با الگوریتم لونیبرگ مارکوات با تعداد نرون بدست آمده از روابط تجربی اما با آهنگ یادگیری و به‌روزرسانی وزنی که در فصل قبل بیان شد و در نهایت با الگوریتم لونیبرگ مارکوات با ساختار جدید، آموزش شبکه عصبی انجام شده و در نهایت نتایج مقایسه شده است. پس از آن پایداری شبکه عصبی با ساختار جدید بررسی شده و در پایان به مدیریت مصرف انرژی پرداخته شده است.

۳-۲- داده‌های ورودی و خروجی

داده‌های ورودی شبکه عصبی در جدول ۳-۱ آورده شده است.

جدول ۳-۱ داده‌های ورودی

روز	دما (c)	شدت تابش (wh/m ²)	اغتشاش خارجی (wh)	اغتشاش داخلی (wh)
1	27.6	5953	6689.361811	6962
2	23.2	6858	216.9218037	3304
3	23.3	8315	348.9260591	5428
4	25.7	7794	3557.399897	4956
5	26.5	7380	4891.360363	5428
6	22.5	1736	585.0962145	4956
7	22.2	7999	936.973255	5428
8	23.1	7524	111.6983279	6962
9	24.6	5975	2049.261223	9558
10	27.1	8348	5711.126978	5428
11	27.2	7837	6017.520519	4956
12	27.7	8073	6686.651113	5428
13	28.8	8223	8332.87502	4956
14	29.8	7490	10252.7879	5428
15	28.4	5013	7841.909979	6962

جدول ۱-۳ داده‌های ورودی

روز	دما (c)	شدت تابش (wh/m2)	اغتشاش خارجی (wh)	اغتشاش داخلی (wh)
16	28.5	7806	8199.090182	3304
17	26.5	5563	4775.372351	5428
18	25.5	2924	3264.963583	4956
19	25.9	6375	3948.509013	5428
20	27.9	8086	7014.840913	4956
21	28.1	7979	7825.551855	5428
22	27.9	7989	7360.695784	6962
23	28.2	7607	7512.16738	9558
24	28.4	7239	7847.294948	5428
25	28.6	7381	8771.651417	4956
26	29.2	7919	9416.329305	5428
27	29.4	8090	9550.269355	4956
28	31.1	7614	12861.81938	5428
29	30.1	7893	10797.48331	6962
30	26.9	8130	5400.707504	3304
31	26.7	7421	5098.044313	5428
32	28.6	7069	8180.57203	4956
33	28.7	7079	8539.624227	5428
34	27.5	5193	6657.62969	4484
35	27.5	6419	6506.789282	5428
36	27.5	5285	6358.003152	6962
37	24.6	4645	2047.83573	9558
38	26.1	7505	4157.170636	5428
39	28.3	6516	7669.97943	4956
40	28.8	7093	8505.509161	5428
41	29.3	7375	9378.870597	4956
42	29.4	7546	9568.706489	5428
43	29.4	7251	9564.030221	6962
44	29.4	7455	9552.60202	3304
45	29.5	7505	9766.635599	5428
46	30.2	7550	11194.39153	4956
47	30.4	7583	11326.02414	5428
48	30.6	7348	11656.93423	4956
49	30.1	7422	10784.67439	5428
50	29.5	7366	9726.911968	6962

جدول ۳-۱ داده‌های ورودی

روز	دما (c)	شدت تابش (wh/m ²)	اغتشاش خارجی (wh)	اغتشاش داخلی (wh)
51	29.7	6318	10077.24945	9558
52	28.9	6779	8700.591918	5428
53	29	6534	8868.353311	4956
54	28.1	5346	7339.981037	5428
55	26.3	4494	4456.420285	4956
56	25.5	7101	3350.534687	5428
57	24.3	5214	1585.880567	6962
58	23.8	7367	959.8440521	3304
59	25.7	6430	3659.413518	4956
60	27.3	7391	6179.401265	5428
61	27.7	7180	6827.740219	4956
62	28	6381	7346.476885	5428
63	28.5	6134	8183.653958	4956
64	29.6	6341	10088.91998	6962
65	29.9	6614	10665.45925	9558
66	28.7	6563	8541.112634	4956
67	27.4	6491	6316.528998	5428
68	26.5	6014	4878.428241	4956
69	28.9	6598	8855.403499	5428
70	30.1	6075	11005.2953	4956
71	30	6717	10824.88531	6962
72	30.4	6613	11552.71089	3304

خروجی مطلوب شبکه عصبی در جدول زیر آورده شده است:

جدول ۲-۳ خروجی مطلوب شبکه عصبی

انرژی مصرفی کل (wh)	ردیف	انرژی مصرفی کل (wh)	ردیف	انرژی مصرفی کل (wh)	ردیف
26181	49	24116	25	17541	1
24180	50	30060	26	13275	2
23826	51	26042	27	14825	3
23620	52	35197	28	18047	4
22410	53	23573	29	25176	5
20240	54	17980	30	14016	6
15590	55	27025	31	15952	7
15861	56	33705	32	14529	8
13399	57	34686	33	17311	9
12721	58	32704	34	23745	10
13744	59	31265	35	20179	11
15986	60	32061	36	25935	12
17136	61	27126	37	22401	13
17686	62	27724	38	29081	14
22900	63	31645	39	21950	15
26634	64	28310	40	21977	16
27331	65	24011	41	23534	17
24826	66	26539	42	17190	18
19819	67	26303	43	21893	19
17018	68	26475	44	21408	20
19985	69	26814	45	28159	21
20625	70	27668	46	24124	22
21101	71	27676	47	25370	23
21656	72	26708	48	29461	24

۳-۳- الگوریتم آموزش شبکه عصبی

بیسواز و همکارانش میان الگوریتم نیوتون و الگوریتم لونبرگ مارکوات، با الگوریتم لونبرگ مارکوات نتایج بهتری بدست آوردند. در این پایان نامه شبکه عصبی با الگوریتم لونبرگ مارکوات و گرادیان توام آموزش داده شده و نتایج بررسی شده است.

ساختار اولیه شبکه عصبی همانند پیش‌بینی مصرف انرژی در خانه مورد آزمایش که توسط بیسواز و همکارانش انجام شد، انتخاب شده است. شبکه عصبی در این پایان نامه دارای پنج ورودی، یک خروجی، یک لایه پنهان و لایه خروجی است که لایه خروجی تنها یک نرون دارد. برای انتخاب تعداد نرون لایه پنهان از فرمول $2n+1$ استفاده شده است (در این رابطه n بیانگر تعداد ورودی‌ها است)، پس تعداد نرون لایه پنهان ۱۱ و توابع فعال‌ساز لایه اول و دوم را به ترتیب تابع تانژانت سیگموید و تابع خطی در نظر گرفته شده است.

با هر یک از الگوریتم‌ها، آموزش انجام شده است. سه معیار رگرسیون، ضریب تعیین و میانگین مجموع مربعات خطا جهت مقایسه در نظر گرفته شده است.

ضریب تعیین به این صورت تعریف می‌شود [3]:

$$R^2 = [Cor(Y \cdot T)]^2 = 1 - \frac{SSE}{\sum(T - \bar{T})^2} \quad (۱-۳)$$

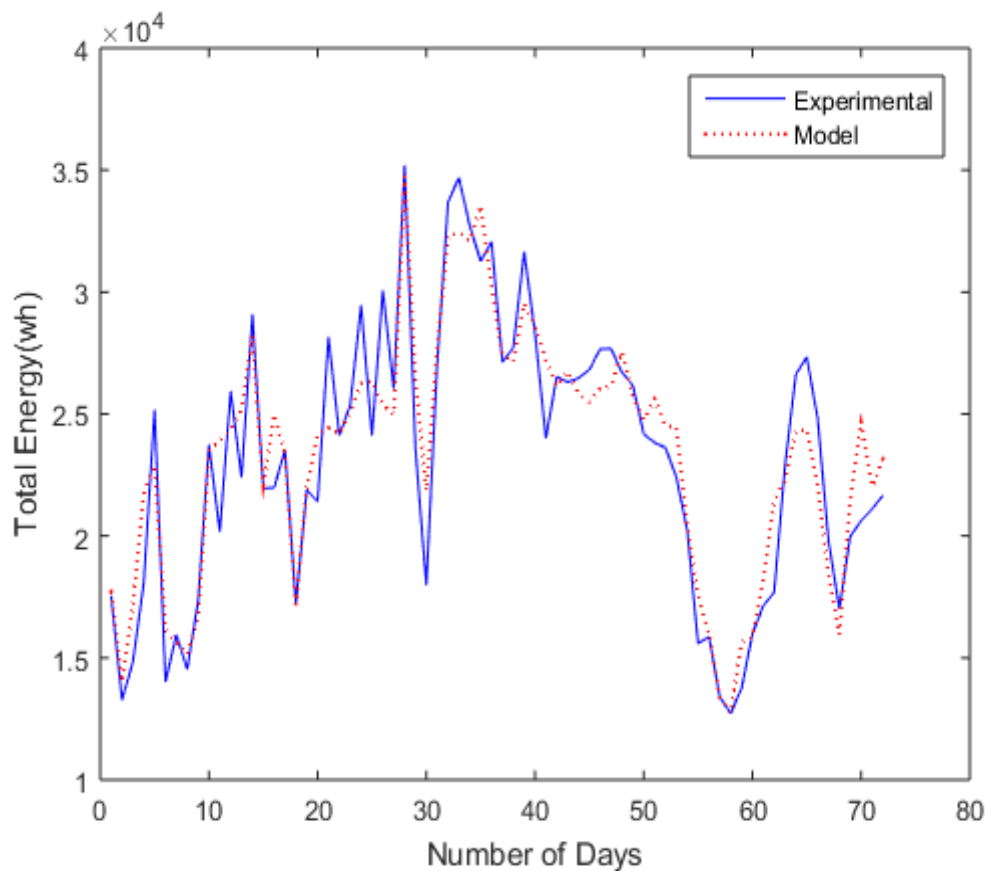
در رابطه بالا، $Cor(Y \cdot T)$ ضریب همبستگی، Y خروجی پیش‌بینی شده، T خروجی مطلوب، \bar{T} میانگین خروجی مطلوب و SSE مجموع مربعات خطا است که در رابطه (۲-۳) تعریف شده است [3]:

$$SSE = \sum(Y - T)^2 \quad (۲-۳)$$

مقدار ضریب تعیین بین یک و صفر است، به طور مثال اگر $R^2 = 0.8$ باشد بدین معناست که ۸۰ درصد از کل تغییرات T را می‌توان توسط رابطه میان T و Y توصیف کرد.

بیسواز و همکارانش جهت پیش‌بینی از سه ورودی روز، دما و شدت تابش استفاده نمودند. مقدار ضریب تعیین در پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی کل و انرژی مصرفی پمپ حرارتی که توسط بیسواز و همکارانش انجام شد در بازه ۰,۸۷ تا ۰,۹۱ بوده که در آن منحنی مربوط به پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی کل در ضریب تعیین ۰,۸۷۸ آورده شده است.

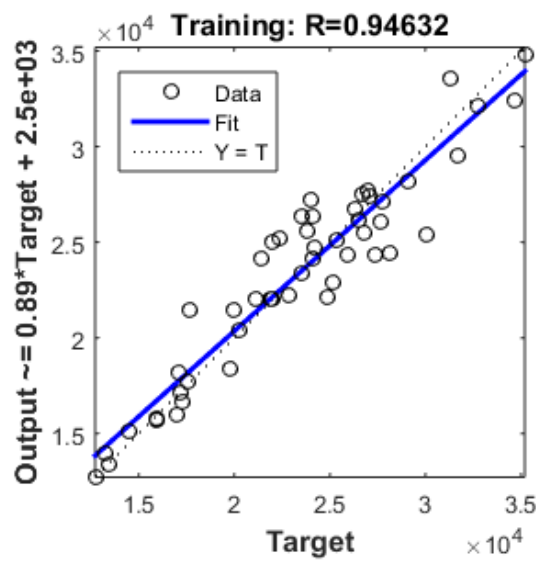
نمودار شکل ۱-۳ پیش‌بینی انرژی مصرفی کل با سه ورودی و ساختار بیان شده توسط بیسواز را نشان می‌دهد. این شبکه عصبی دولایه، هفت نرون در لایه پنهان دارد و از ۷۰ درصد داده‌ها جهت آموزش استفاده می‌کند و از ۳۰ بقیه داده‌ها جهت اعتبارسنجی و آزمایش بهره گرفته که در اینجا ۵ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی و ۲۵ درصد آن برای آزمایش استفاده شده است. تعداد بیشترین تکرار ۱۰۰۰ است.



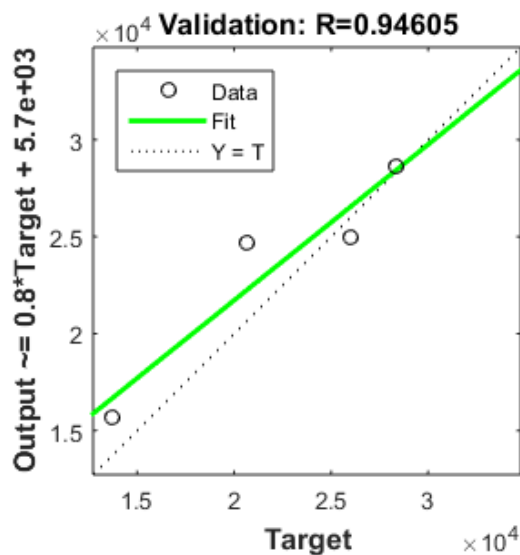
شکل ۱-۳ خروجی مطلوب و پیش‌بینی شده با شبکه عصبی با سه ورودی

در شکل ۱-۳ منحنی رسم شده با خط پر نشان دهنده خروجی مطلوب و منحنی رسم شده با نقطه خروجی پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. مقدار ضریب تعیین در این پیش‌بینی ۰,۸۸۶، میانگین مجموع مربعات خطا ۰,۰۲۹۸ و رگرسیون ۰,۹۴۱ بدست آمده است.

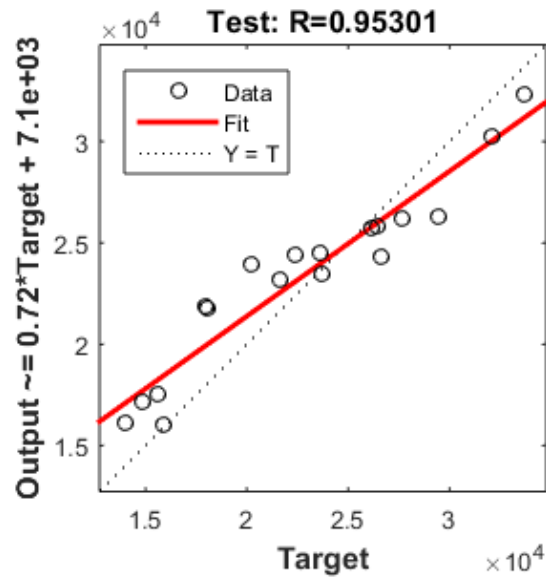
شکل‌های ۲-۳، ۳-۳ و ۴-۳ نمودار خروجی محاسبه شده بر حسب خروجی هدف به ترتیب برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۳ رگرسیون داده‌های آموزش

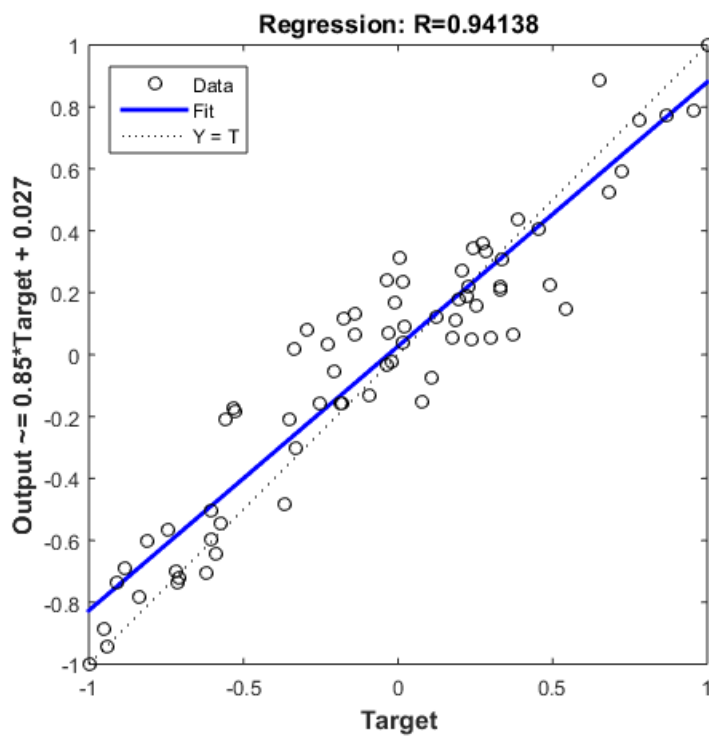


شکل ۳-۳ رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی



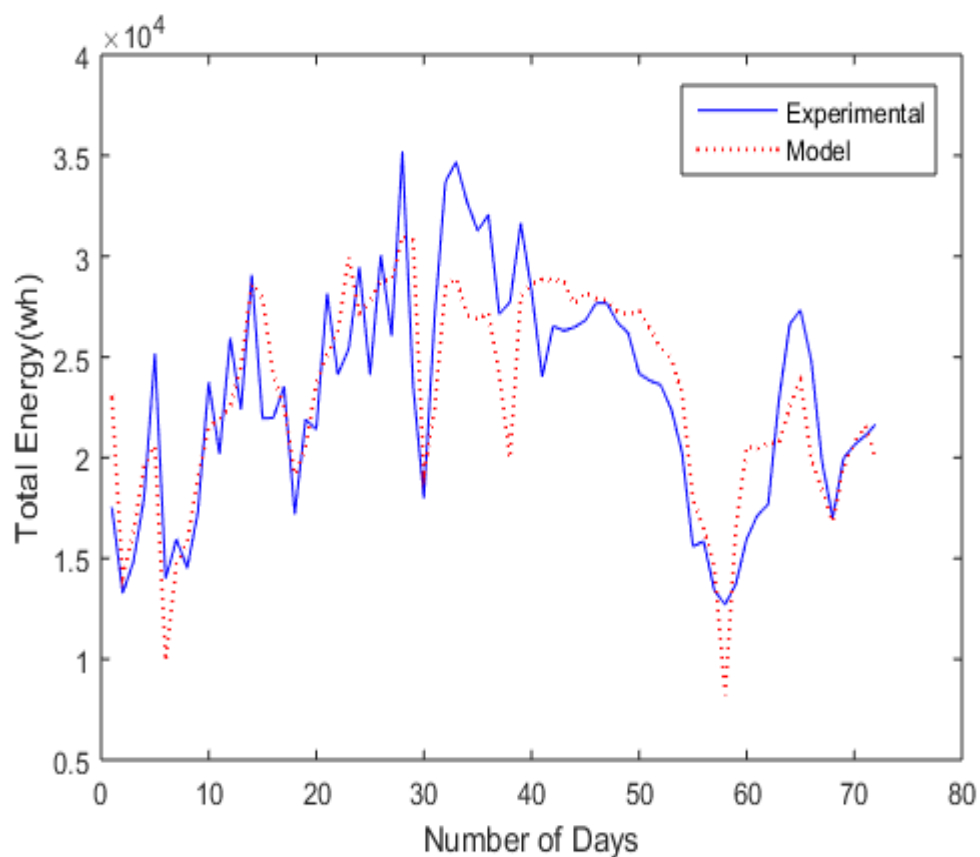
شکل ۳-۴ رگرسیون داده‌های آزمایش

چون آموزش به خوبی انجام شده مقدار رگرسیون در داده‌های اعتبارسنجی و آزمایش علاوه بر مقدار رگرسیون در داده‌های آموزش به مقدار یک نزدیک است. شکل زیر نمودار رگرسیون در این اجرا را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۵ رگرسیون شبکه عصبی با سه ورودی

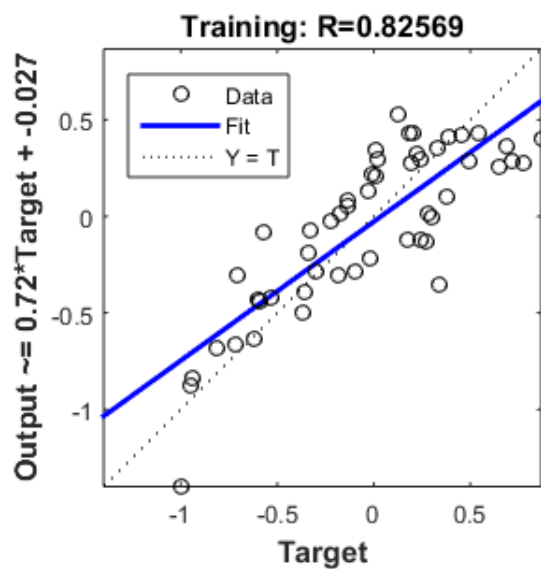
همانطور که مشاهده می‌شود پیش‌بینی انجام شده توسط بیسواز و همکارانش نتیجه مطلوبی ارائه داد. در آموزش شبکه عصبی با الگوریتم گرادیان توام، پس از چندین مرتبه اجرا، بهترین ضریب تعیین برابر $0,6763$ با مقدار رگرسیون $0,882$ و کمترین میانگین مجموع مربعات خطا $0,0814$ بدست آمد. شکل ۳-۶ نتیجه این اجرا را نشان می‌دهد. تعداد داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش به ترتیب $5,70$ و 25 درصد می‌باشد.



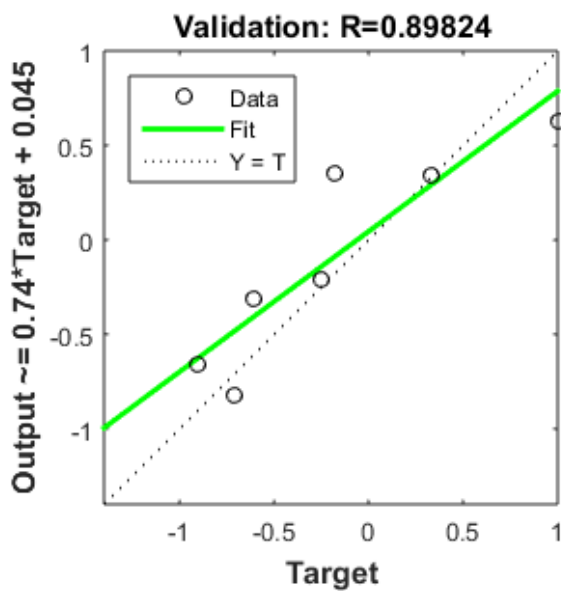
شکل ۳-۶ خروجی مطلوب و پیش‌بینی مصرف انرژی کل با الگوریتم گرادیان توام

در این نمودار منحنی که با خط رسم شده نشان دهنده خروجی مطلوب و منحنی ترسیمی با نقطه پیش‌بینی مصرف انرژی کل ساختمان را نشان می‌دهد. در نمودار بالا، منحنی مربوط به پیش‌بینی در اکثر روزها منطبق بر منحنی خروجی مطلوب نیست.

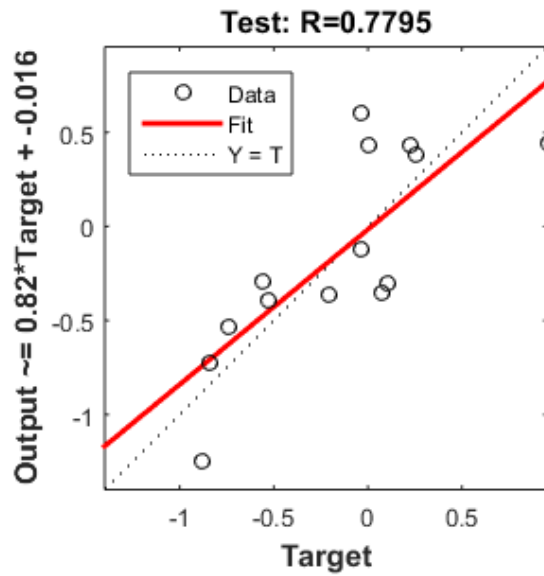
شکل‌های ۷-۳، ۸-۳ و ۹-۳ نمودار خروجی محاسبه شده بر حسب خروجی هدف به ترتیب برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش را نشان می‌دهد.



شکل ۷-۳ رگرسیون داده‌های آموزش

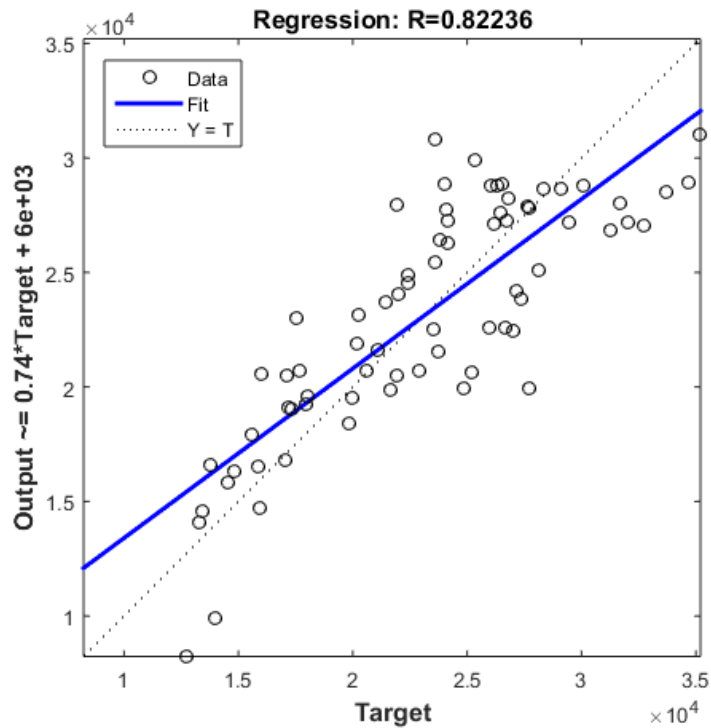


شکل ۸-۳ رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی



شکل ۳-۹ رگرسیون داده‌های آزمایش

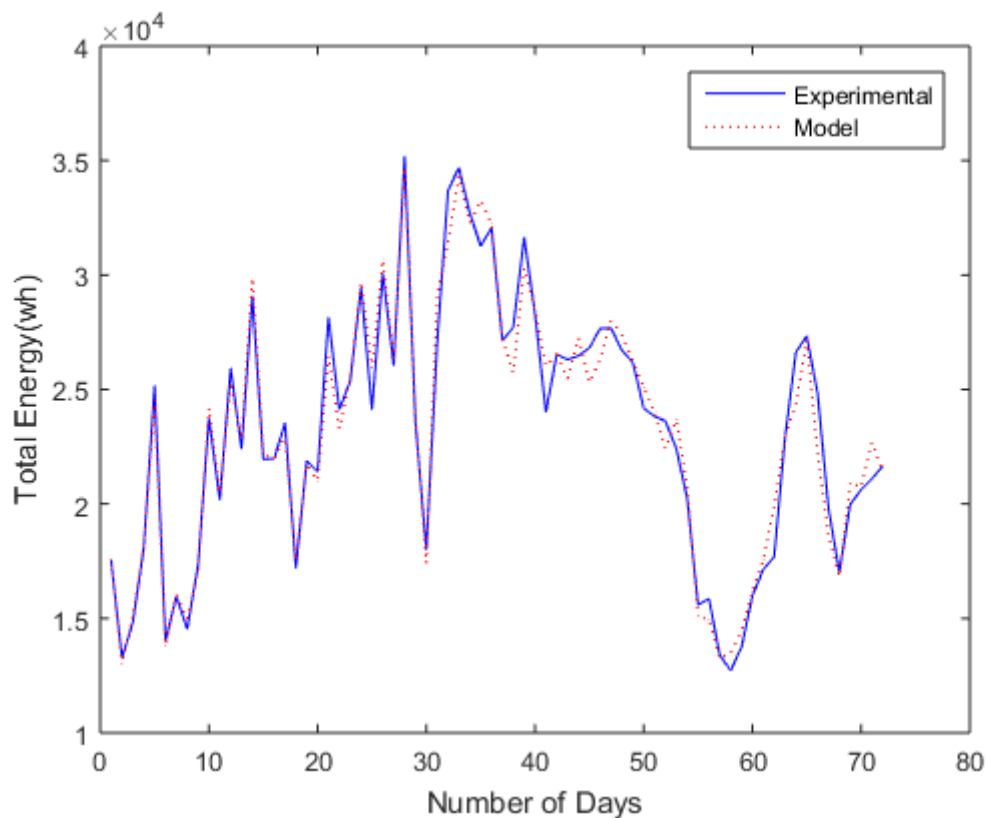
مقدار رگرسیون در داده‌های اعتبارسنجی و آزمایش علاوه بر مقدار رگرسیون در داده‌های آموزش خوب نیست و مقدار هر سه به هم نزدیک است. در شکل ۳-۱۰ نمودار رگرسیون پیش‌بینی با شبکه عصبی که با الگوریتم گرادیان توام آموزش دیده نشان داده شده است.



شکل ۳-۱۰ رگرسیون شبکه عصبی آموزش دیده با الگوریتم گرادیان توام

پیش‌بینی میزان مصرف انرژی این بار با الگوریتم لونیبرگ مارکوات با روش بیان شده در فصل دوم انجام شده است.

نمودار پیش‌بینی انرژی در ضریب تعیین 0.9693 ، رگرسیون 0.984 و میانگین مجموع مربعات خطا 0.0076 در شکل ۳-۱۱ آورده شده است:



شکل ۳-۱۱ خروجی مطلوب و پیش‌بینی مصرف انرژی کل با الگوریتم لونیبرگ مارکوات

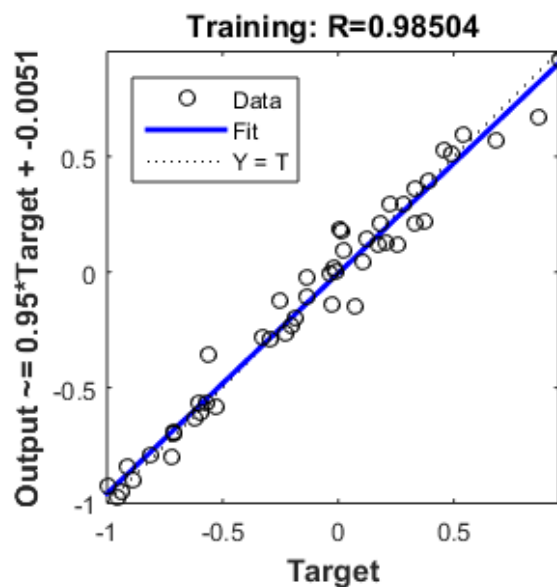
در نمودار بالا منحنی رسم شده با خط پر نشان دهنده خروجی مطلوب و منحنی ترسیمی با نقطه پیش‌بینی مصرف انرژی کل ساختمان را نشان می‌دهد.

با مقایسه نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی اعم از مقادیر ضریب تعیین، رگرسیون و میانگین مجموع مربعات خطا و همچنین منحنی پیش‌بینی انرژی مصرفی ساختمان، با دو الگوریتم گرادیان توام و لونیبرگ مارکوات، تفاوت زیادی در عملکرد این دو روش در پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان موردنظر

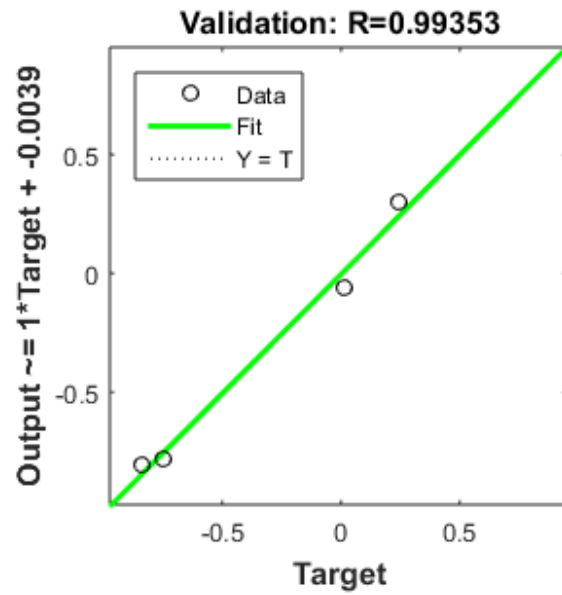
مشاهده می‌شود. نتایج، عملکرد خوب الگوریتم لونیبرگ مارکوات در پیش‌بینی را نشان می‌دهد در حالی که الگوریتم گرادیان توام در این پیش‌بینی عملکرد مناسبی نداشته است در نتایج یاد شده مقدار میانگین مجموع مربعات خطا در آموزش با الگوریتم گرادیان توام حدود ده برابر بیشتر از این مقدار در آموزش با الگوریتم لونیبرگ مارکوات است. پس در ادامه تنها از الگوریتم لونیبرگ مارکوات جهت پیش‌بینی مصرف انرژی کل بهره گرفته می‌شود.

همچنین با مقایسه نتایج پیش‌بینی انجام شده با الگوریتم لونیبرگ مارکوات در این پایان‌نامه و پیش‌بینی انجام شده توسط بیسواز و همکارانش، مشاهده می‌شود که با در نظر گرفتن اغتشاشات داخلی و خارجی، با نحوه به‌روزرسانی وزن و آهنگ یادگیری که در فصل قبل بیان شد نتایج بهتری بدست آمد؛ ضریب تعیین به ۰٫۹۶ رسید و همچنین مقادیر رگرسیون و میانگین مجموع مربعات خطا نیز بهبود قابل توجهی یافت.

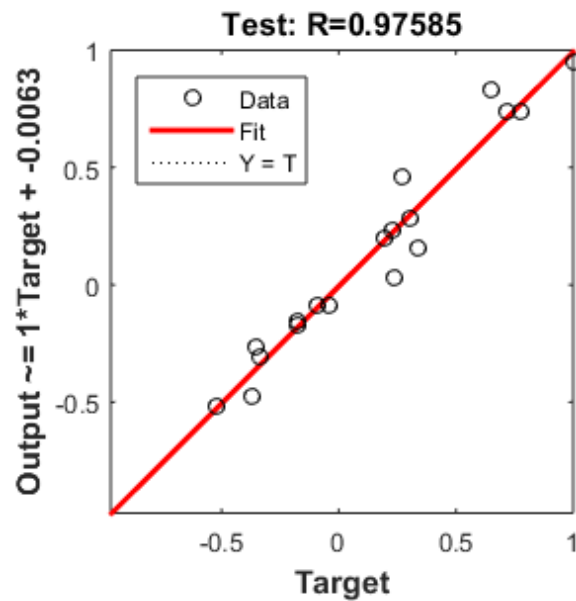
شکل‌های ۱۲-۳، ۱۳-۳ و ۱۴-۳ نمودار خروجی محاسبه شده بر حسب خروجی هدف به ترتیب برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش را نشان می‌دهد.



شکل ۱۲-۳ رگرسیون داده‌های آموزش



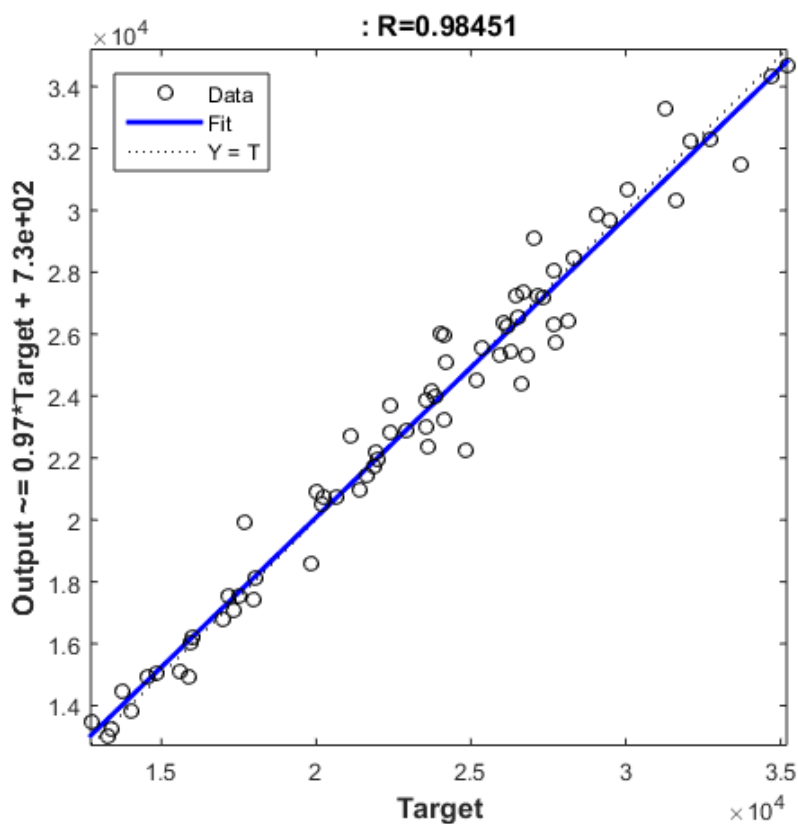
شکل ۳-۱۳ رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی



شکل ۳-۱۴ رگرسیون داده‌های آزمایش

چون آموزش به خوبی انجام شده مقدار رگرسیون در داده‌های اعتبارسنجی و آزمایش علاوه بر مقدار رگرسیون در داده‌های آموزش به مقدار یک نزدیک است.

در شکل ۳-۱۵ نمودار رگرسیون نشان داده شده است.



شکل ۳-۱۵ رگرسیون شبکه عصبی آموزش دیده با الگوریتم لوببرگ مارکوات با ساختار اولیه

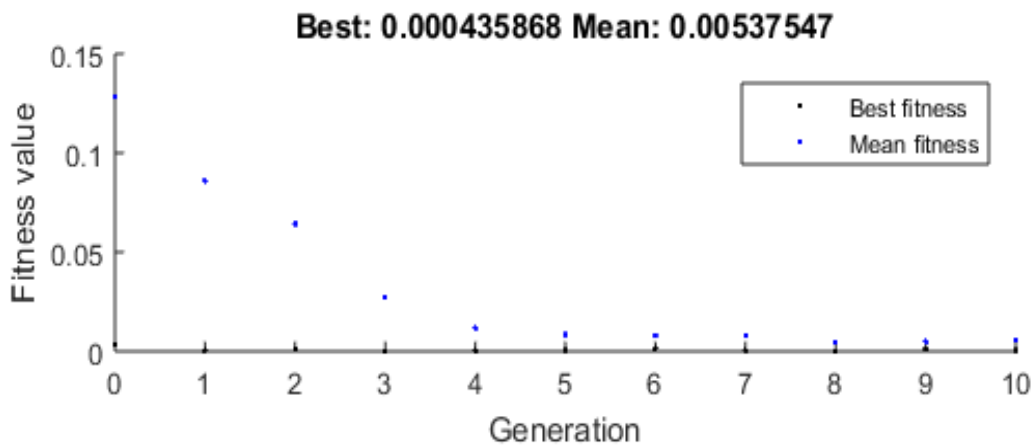
۳-۴- طراحی ساختار بهینه شبکه عصبی

برای بهبود عملکرد الگوریتم لوببرگ مارکوات در آموزش، ساختار بهینه شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم ژنتیک انتخاب می‌شود. پارامترهایی که بهینه می‌شوند عبارتند از: تعداد نرون لایه پنهان، تابع فعال‌ساز لایه اول و تابع فعال‌ساز لایه دوم. بازه انتخاب تعداد نرون لایه پنهان بین پنج تا بیست در نظر گرفته شده است. انتخاب توابع فعال‌ساز لایه اول و دوم میان چهار تابع فعال‌ساز خطی، سیگموئید، تانژانت سیگموئید و گوسین می‌باشد. در این پایان‌نامه تابع هزینه الگوریتم ژنتیک مطابق رابطه (۳-۳) تعریف شده است:

$$F = MSE + \partial \frac{n_l}{n_{max}} \quad (3-3)$$

در رابطه (۳-۳)، ∂ ضریب لایه پنهان می‌باشد که برابر 0.00013 در نظر گرفته شده است، این ضریب باتوجه به مقدار MSE و سعی و خطا بدست آمده است. n_l تعداد نرون لایه پنهان در هر ساختار شبکه عصبی و n_{max} حداکثر تعداد نرون قابل انتخاب در لایه پنهان است که برابر 20 در نظر گرفته شده است. عبارت $\partial \frac{n_l}{n_{max}}$ به این جهت انتخاب شده که، در تعداد نرون های کمتر مقدار کوچکی به MSE افزوده شود و در تعداد نرون های بالاتر این ضریب کمی بیشتر باشد تا اگر میان میانگین مجموع مربعات خطا در نرون با تعداد کم و زیاد، تفاوت اندکی بود تعداد نرون کمتر انتخاب شود تا موجب هزینه و محاسبات بیشتر نشود. چهار سلول اول از هر کروموزوم متعلق به تعداد نرون در لایه پنهان، دو سلول بعدی مربوط به تابع فعال ساز لایه پنهان و دو سلول آخر متعلق به تابع فعال ساز لایه خروجی می‌باشد.

نمودار ۳-۱۶ اجرای الگوریتم ژنتیک را برای انتخاب ساختار بهینه شبکه عصبی نشان می‌دهد.



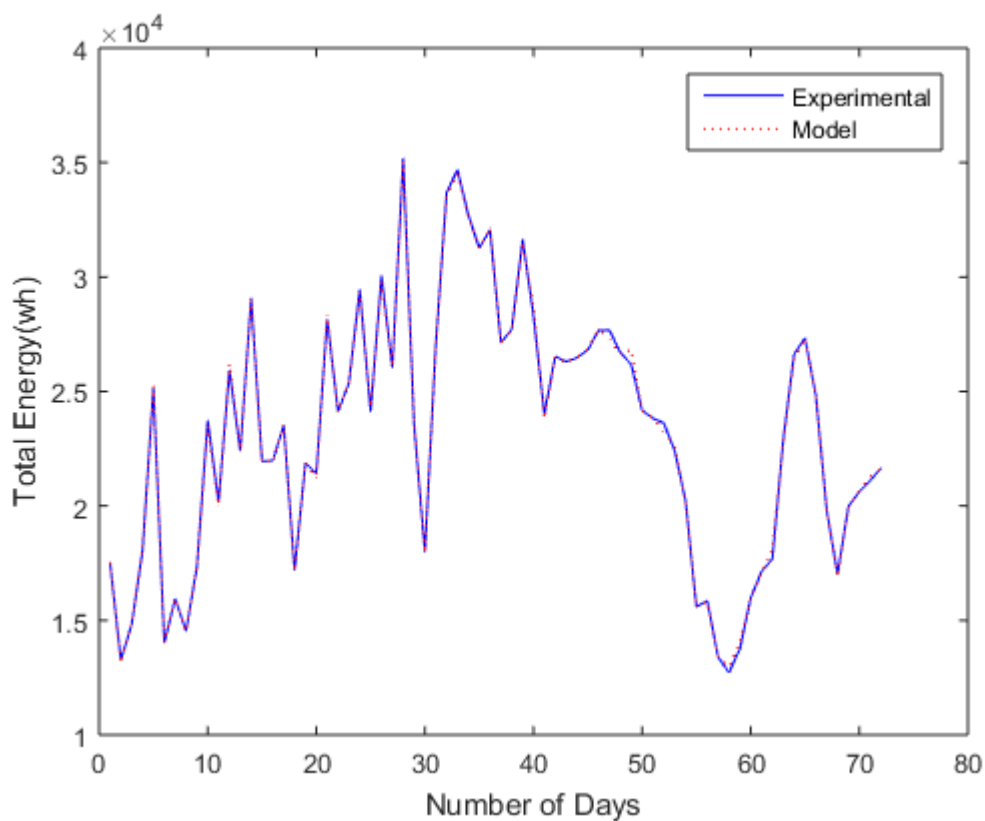
شکل ۳-۱۶ نمودار تابع هزینه الگوریتم ژنتیک

مقدار بهترین تابع هزینه و میانگین در آخرین نسل به ترتیب ۰,۰۰۰۴۳۵۸۶ و ۰,۰۰۵۳۷۵ بدست آمده است.

بهترین ساختار انتخاب شده دارای ۱۸ نرون در لایه پنهان است و توابع فعال‌ساز لایه اول و دوم به ترتیب تابع گوسین و تابع تانژانت سیگموید انتخاب شده است.

با چند مرتبه اجرای شبکه عصبی با این ساختار، درستی این انتخاب بررسی شده است.

نمودار آمده در شکل ۳-۱۷ پیش‌بینی مصرف انرژی را با ساختار بهینه شبکه عصبی در ضریب تعیین 0.9992 ، رگرسیون 0.99959 و میانگین مجموع مربعات خطا 0.0002077 نشان می‌دهد.



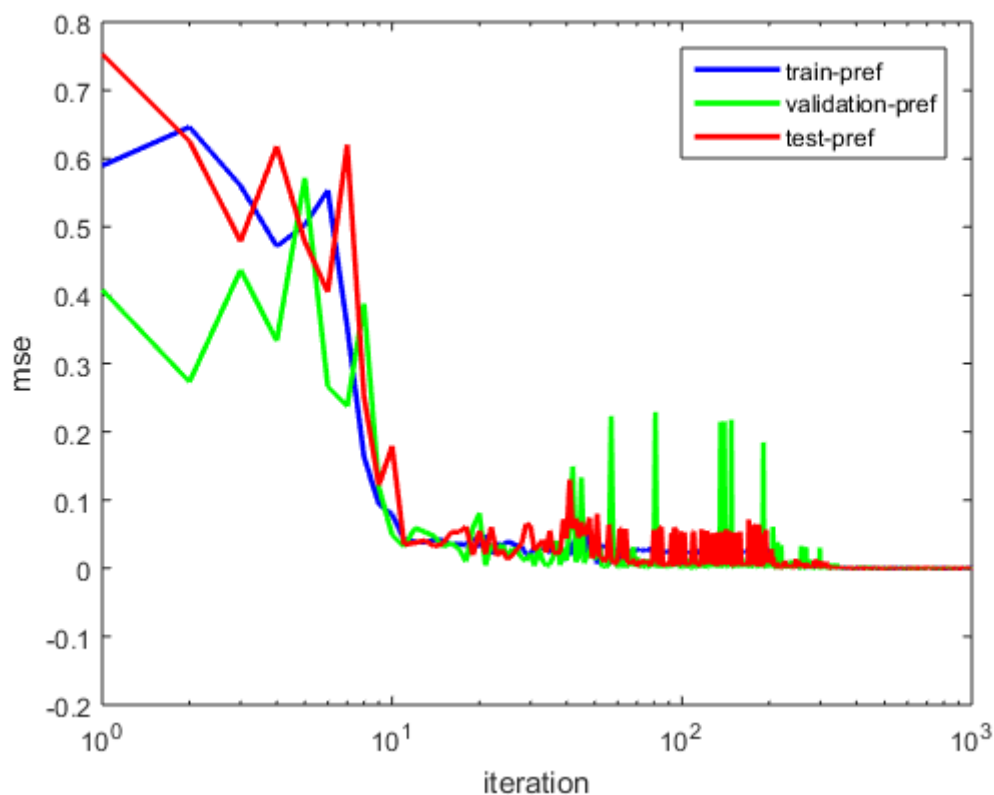
شکل ۳-۱۷ خروجی مطلوب و پیش‌بینی مصرف انرژی کل با شبکه عصبی با ساختار بهینه

در نمودار شکل ۳-۱۷ منحنی رسم شده با خط پر، نشان دهنده خروجی مطلوب و منحنی ترسیمی با نقطه پیش‌بینی مصرف انرژی کل ساختمان را نشان می‌دهد.

همانگونه که در نمودار شکل ۳-۱۷ مشاهده می‌شود، پیش‌بینی بسیار خوبی توسط شبکه عصبی با ساختار بهینه صورت گرفته است. با دقت در منحنی های نشان داده شده در شکل‌های ۳-۱، ۳-۶ و ۳-۳

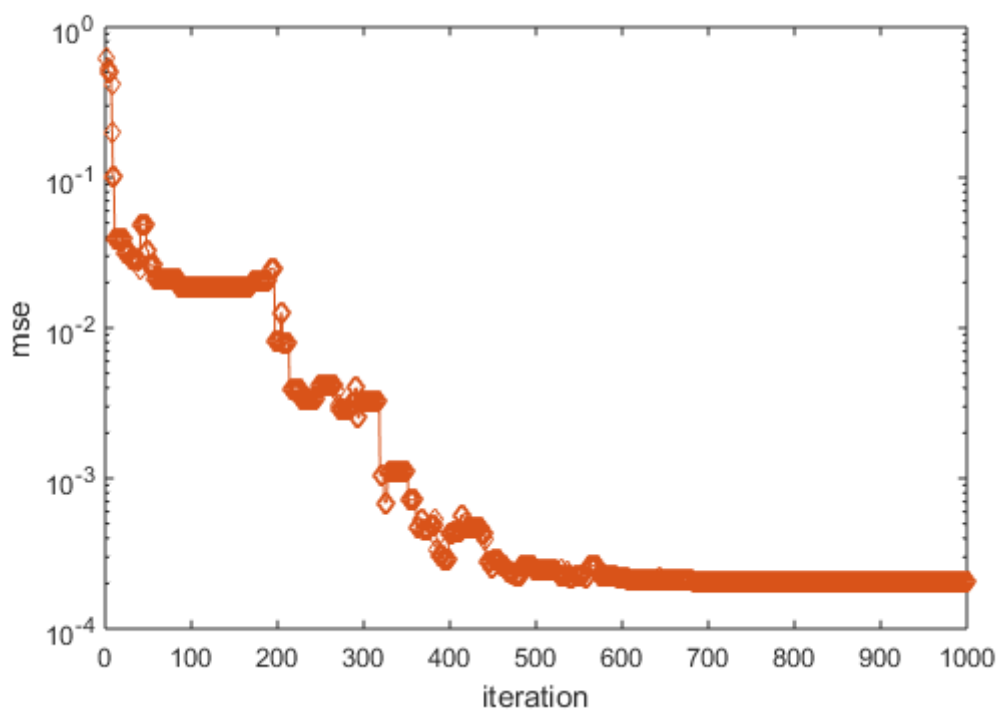
۱۱ مشاهده می‌شود که خروجی‌های بدست آمده با شبکه عصبی با ساختار بهینه به خروجی مطلوب نزدیک‌تر است.

مقدار میانگین مجموع مربعات خطا نسبت به ساختار انتخابی اولیه که توسط الگوریتم لونیبرگ مارکوات آموزش دید، حدود $0,0085$ کاهش داشته است. نمودار MSE در هر تکرار، برای هر کدام از داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش به صورت جداگانه در شکل ۳-۱۸ نشان داده شده است.



شکل ۳-۱۸ میانگین مجموع مربعات خطا در داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایش

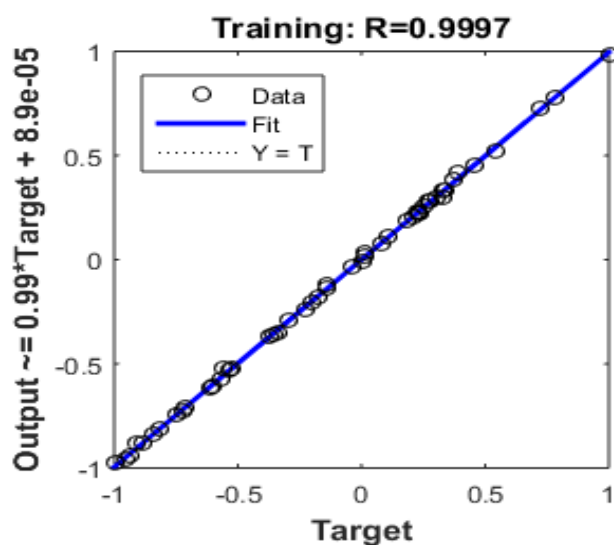
همانطور که در شکل ۳-۱۸ دیده می‌شود، میانگین مجموع مربعات خطا هر سه داده آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش پس از چند تکرار کاهش یافته و در نهایت هر سه مقدار به صفر همگرا شده‌اند. مقدار میانگین مجموع مربعات خطا کل داده‌ها در هر تکرار در شکل ۳-۱۹ نشان داده شده است که در نهایت به مقدار $0,0002077$ می‌رسد.



شکل ۳-۱۹ میانگین مجموع مربعات خطا در هر تکرار

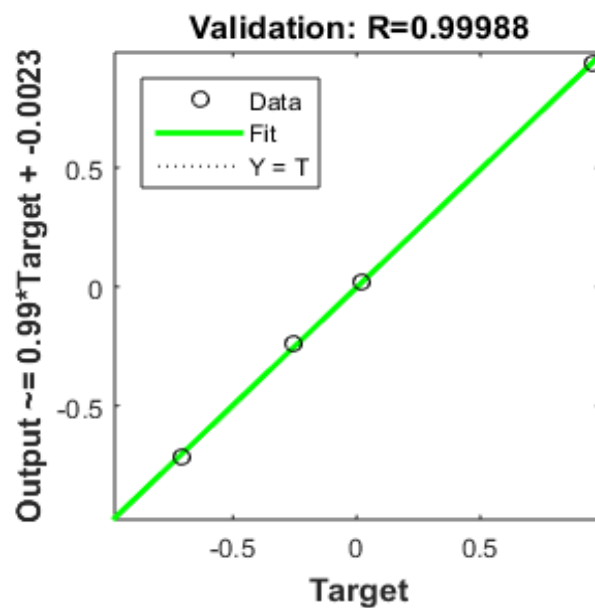
همانطور که در شکل بالا مشاهده می‌شود مقدار MSE تقریباً از تکرار ۶۸۰ ام به کمترین مقدار خود رسیده است.

نمودار رگرسیون داده‌های آموزشی در شکل ۳-۲۰ نشان داده شده است.

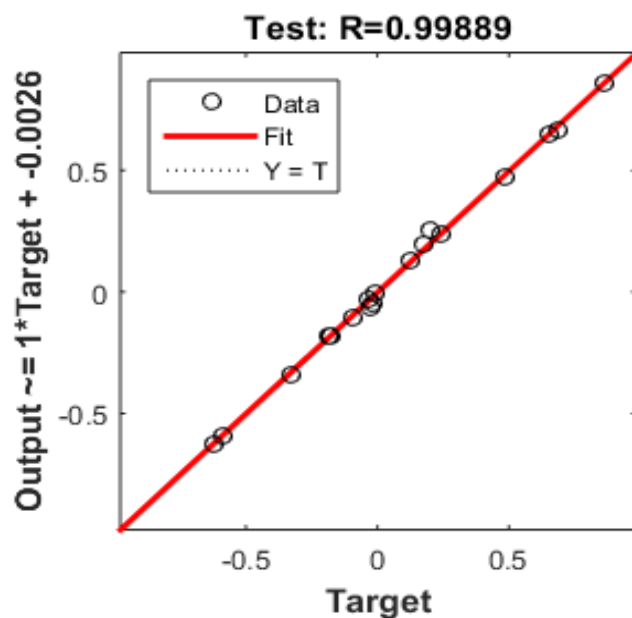


شکل ۳-۲۰ رگرسیون داده‌های آموزش

همانگونه که در شکل ۳-۲۰ مشاهده می‌شود خروجی محاسبه شده منطبق بر خروجی هدف می‌باشد.

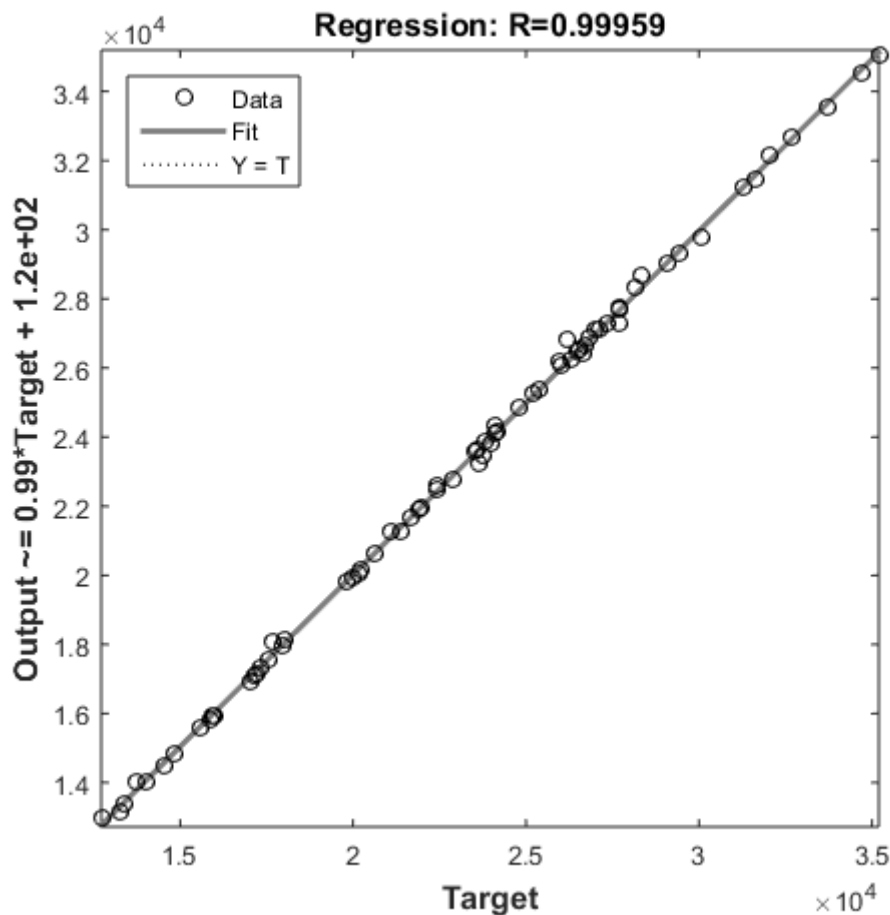


شکل ۳-۲۱ رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی



شکل ۳-۲۲ رگرسیون داده‌های آزمایش

در شکل‌های ۲۱-۳ و ۲۲-۳ نمودار خروجی محاسبه شده بر حسب خروجی هدف به ترتیب برای داده‌های اعتبارسنجی و آزمایش نشان داده شده است. چون آموزش به خوبی انجام شده مقدار رگرسیون در این داده‌ها علاوه بر مقدار رگرسیون در داده‌های آموزش به مقدار یک بسیار نزدیک است. اگر آموزش به درستی انجام نگرفته بود و یا پدیده آموزش بیش از حد اتفاق می‌افتاد که موجب می‌شد دقت پیش‌بینی در داده‌های جدید کمتر شود، مقدار رگرسیون در داده‌های آزمایش کم می‌شد. مقدار رگرسیون کل داده‌ها ۰,۹۹۹۵۹ است و نمودار آن در شکل ۲۳-۳ نمایش داده شده است.



شکل ۲۳-۳ رگرسیون شبکه عصبی با ساختار بهینه

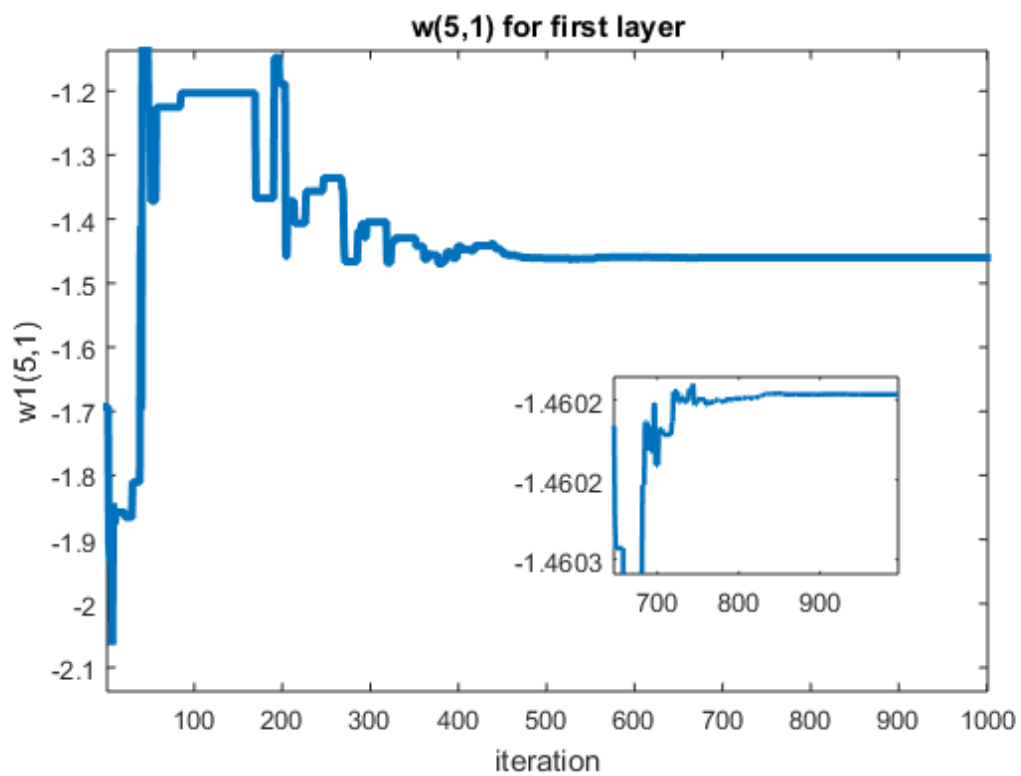
همانطور که در شکل بالا مشاهده می‌شود کل خروجی محاسبه شده منطبق بر خروجی مطلوب می‌باشد.

در پیش‌بینی با شبکه عصبی با ساختار بهینه مقدار ضریب تعیین نسبت به پیش‌بینی با شبکه عصبی با ساختار بهینه نشده، حدود $0,03$ افزایش یافته است.

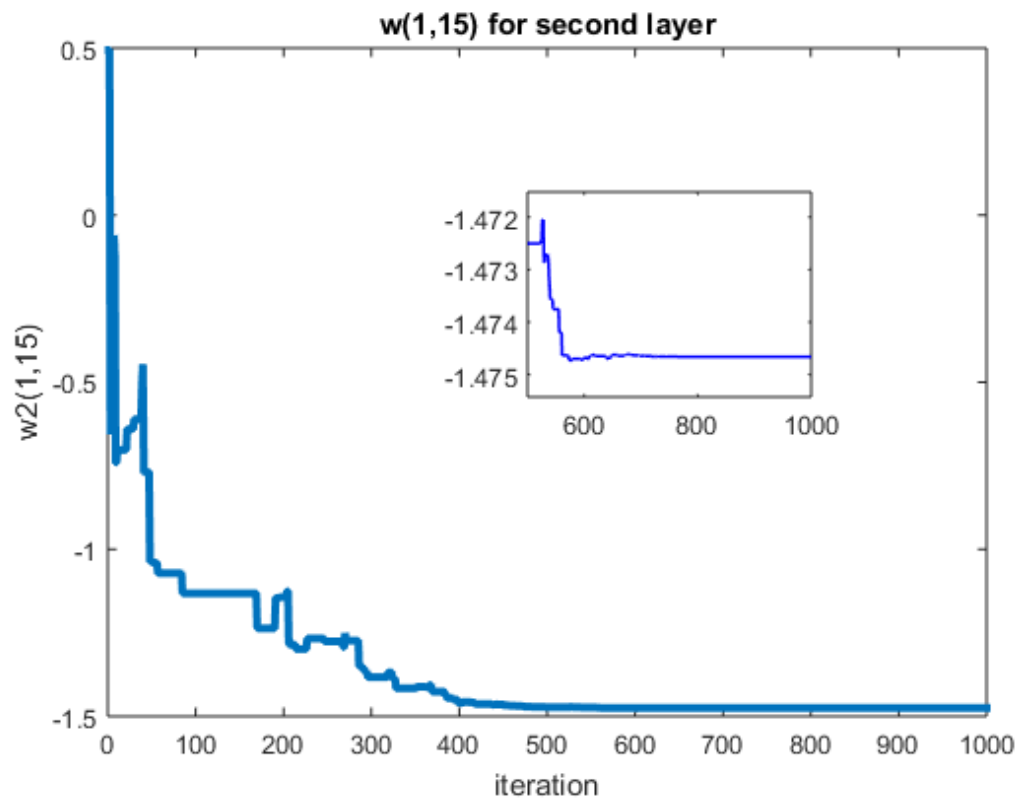
نتیجه بدست آمده در مقایسه با نتیجه ای که توسط بیسواز و همکارانش بدست آمد که بهترین ضریب تعیین $0,91$ بوده، بهبود بسیار خوبی داشته است.

۳-۵- پایداری شبکه عصبی

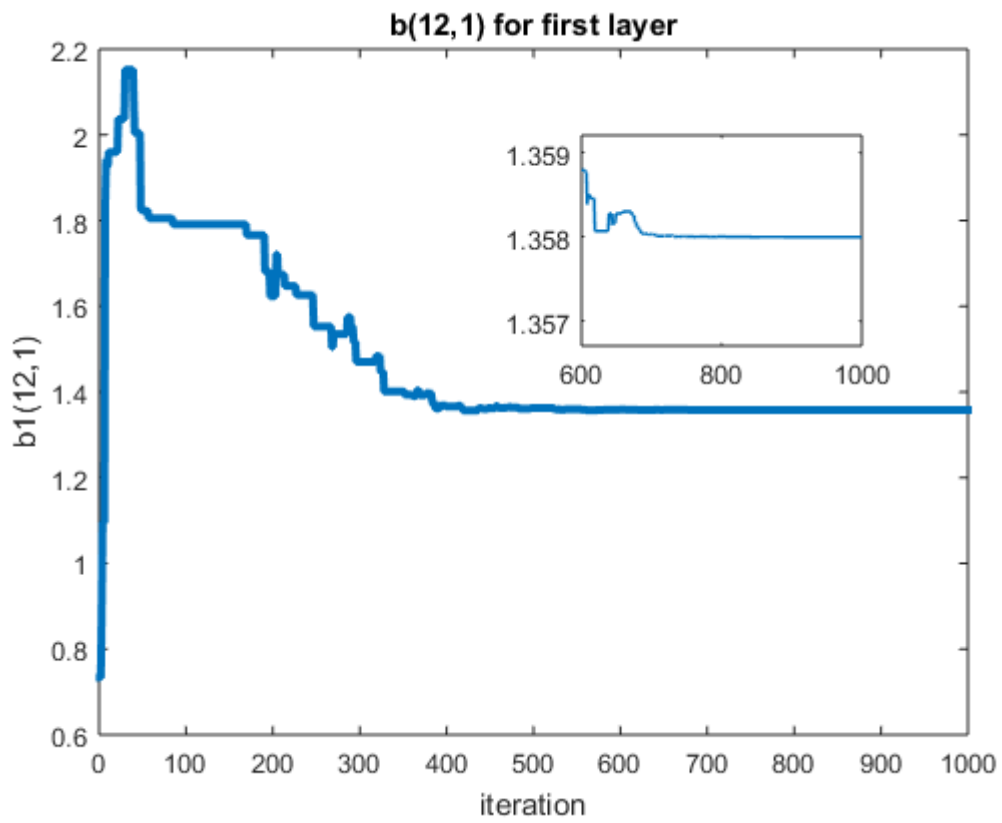
پایداری مسئله مهمی است که باید به آن نگاهی ویژه داشت چراکه اگر شبکه عصبی پایدار نباشد، نمی‌توانیم ادعا کنیم که شبکه عصبی عملکرد مطلوبی داشته و قابل اطمینان است. پس بررسی پایداری شبکه عصبی امری اجتناب‌ناپذیر و مهم محسوب می‌شود. پایداری شبکه عصبی را تنها با بررسی نمودار وزن‌های شبکه عصبی در هر تکرار می‌توان بررسی کرد. اگر منحنی هر یک از وزن‌های شبکه عصبی پس از چند تکرار به مقدار ثابتی رسید، می‌توان ادعا کرد که شبکه عصبی پایدار است و اگر مقادیر مربوط به هر یک از وزن‌ها پیوسته در نوسان باشد شبکه عصبی ناپایدار است. به دلیل زیاد بودن تعداد وزن‌ها، به صورت نمونه از هر لایه منحنی مربوط به یک وزن و یک بایاس بررسی شده است. نمودار مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های $w_{1,15}^2$ ، $w_{5,1}^1$ ، $b_{12,1}^1$ و $b_{1,1}^2$ جهت بررسی پایداری در شبکه عصبی با ساختار بهینه در مقادیر ضریب تعیین $0,9992$ ، رگرسیون $0,99959$ و میانگین مجموع مربعات خطا $0,002077$ انتخاب شده‌اند.



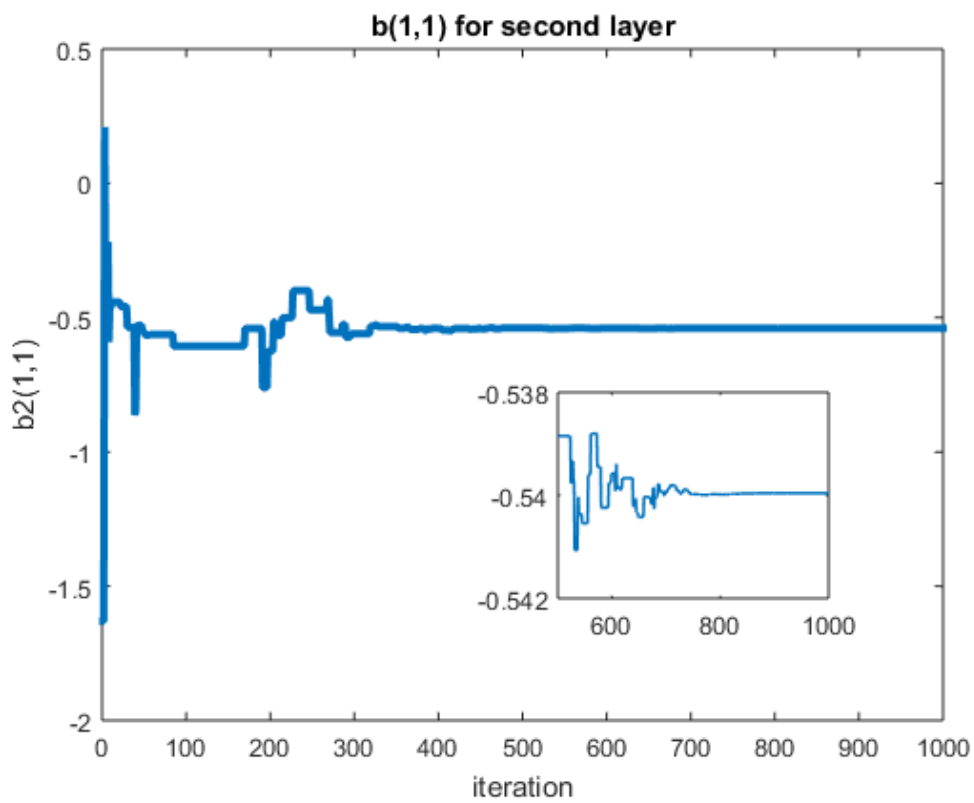
شکل ۳-۲۴ مقادیر وزن (5,1) در لایه اول در هر تکرار



شکل ۳-۲۵ مقادیر وزن (1,15) در لایه دوم در هر تکرار



شکل ۳-۲۶ مقادیر بایاس $(12,1)$ در لایه اول در هر تکرار



شکل ۳-۲۷ مقادیر بایاس $(1,1)$ در لایه دوم در هر تکرار

در شکل‌های ۳-۲۴، ۳-۲۵، ۳-۲۶ و ۳-۲۷ که به ترتیب مربوط به مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های $w_{5,1}^1$ ، $w_{12,1}^1$ ، $w_{1,15}^2$ و $b_{1,1}^2$ در هر تکرار است، مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها به ترتیب از تکرار ۸۴۶ام، ۶۸۰ام، ۶۷۸ام و ۷۲۱ام ثابت شده‌اند. پس می‌توان گفت که شبکه عصبی با ساختار بهینه پایدار است.

۳-۶- مدیریت مصرف انرژی

یکی از موثرترین راه‌های کاهش مصرف انرژی برای تهویه مطبوع زمستانی و تابستانی به حداقل رساندن انتقال گرما از بیرون به دورن یا از درون به بیرون است [18]. باتوجه به معادلات ارائه شده در فصل دوم اگر ساختمان‌ها با درجه حفاظت بالا ساخته و کاملاً در پناه باشند به این معنا که بتوان برای هر سمت ساختمان اعم از شمال، جنوب، شرق و غرب از معادلات مربوط به نمای پشت به باد استفاده کرد تاثیر باد بر افزایش بار سرمایی ساختمان کاهش می‌یابد و همچنین در ساعات اوج مصرف انرژی الکتریکی (ساعات ۱۹-۲۳ که میزان وزش باد افزایش می‌یابد)، میزان مصرف انرژی الکتریکی کم می‌شود که این خود موجب اصلاح الگوی مصرف می‌شود.

اگر دمای بیرون از ساختمان خیلی بالا باشد، دمای اتاق می‌تواند افزایش داده شود. این کار به صرفه‌جویی انرژی الکتریکی کمک می‌کند همچنین به حداقل رساندن تفاوت بین دمای خارج و داخل ساختمان، موجب می‌شود تا ساکنان هیچگونه اثرات جانبی را بر روی سلامتی خود تجربه نکنند [47]. با توجه به این موضوع می‌توان در روزهایی که دمای هوا در خارج ساختمان بین ۲۵ تا ۳۰ درجه سانتیگراد است، دمای داخل ساختمان را بر روی ۲۵ درجه سانتیگراد و در روزهایی که دمای هوای بیرون بالای ۳۰ درجه سانتیگراد است، دمای درون ساختمان بر روی دمای ۲۶ درجه سانتیگراد تنظیم کرد.

اگر موارد زیر رعایت شود، میزان تاثیر باد بر بار سرمایی ساختمان تفاوت محسوسی می‌نماید:

۱. تنظیم کردن دمای داخل ساختمان باتوجه به دمای خارج ساختمان.

۲. درجه حفاظت ساختمان در برابر باد بسیار بالا باشد.

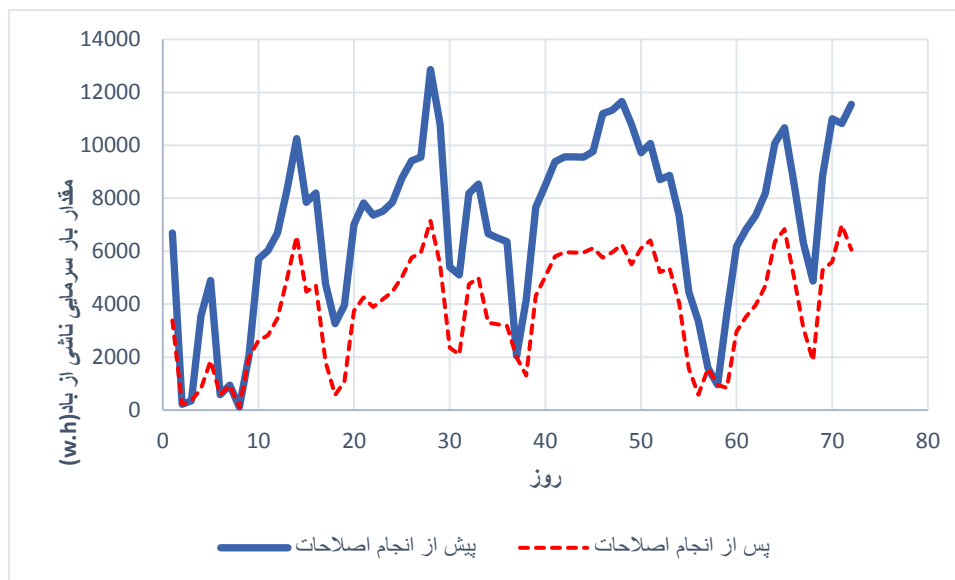
۳. ساختمان کاملا در پناه باشد.

۴. منافذ ساختمان تا حد امکان کم شود.

۵. به دلیل رعایت موارد ۲ تا ۴، میزان تعویض هوای ساختمان در ساعت به ۰,۱۴ کاهش یابد.

این بار در محاسبات چون ساختمان کاملا در پناه فرض می‌شود، علاوه بر مقدار ACH ، مقدار C_w نیز به ۰,۰۱۲ تغییر می‌یابد و روابط ضریب انتقال حرارت کلی در نماهای پشت به باد جایگزین روابط ضریب انتقال حرارت کلی در نماهای رو به باد می‌شود.

نمودار نشان داده شده در شکل زیر تاثیر باد بر میزان بار سرمایی ساختمان را پیش و پس از اجرای موارد یک تا پنج نشان می‌دهد.

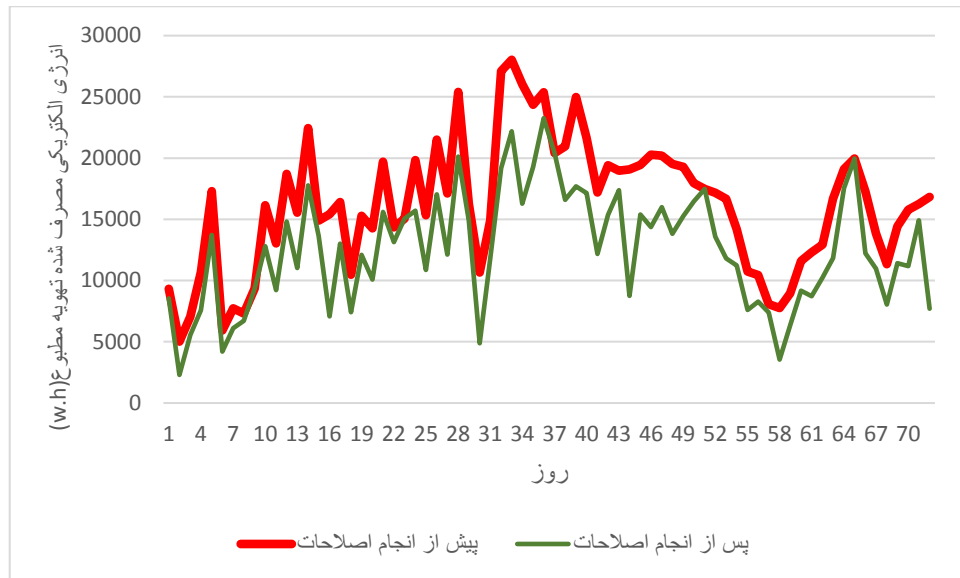


شکل ۳-۲۸ تاثیر باد بر بار سرمایی ساختمان

با انجام موارد یاد شده بار سرمایی ناشی از باد تا ۴۵ درصد کاهش می‌یابد.

چنانچه فرض شود پمپ حرارتی در تمام ساعات روز به یک اندازه انرژی الکتریکی مصرف کند و به صورت هوشمند با توجه به پروفیل حضور ساکنین در هر روز (در زمان استفاده باید از سنسورهای حضور استفاده شود)، در زمانی که هیچ فردی در خانه حضور ندارد پمپ حرارتی خاموش شود صرفه‌جویی در مصرف انرژی الکتریکی صورت می‌گیرد. نمودار شکل ۳-۲۹، انرژی الکتریکی مصرفی پمپ حرارتی پیش

و پس از انجام روشن و خاموش کردن هوشمند پمپ حرارتی با توجه به حضور و عدم حضور ساکنین در خانه را نشان می‌دهد. با انجام این عمل ۲۲ درصد کاهش در مصرف انرژی الکتریکی پمپ حرارتی و ۱۵,۶ درصد کاهش در مصرف انرژی کل صورت می‌گیرد.



شکل ۳-۲۹ انرژی الکتریکی مصرفی پمپ حرارتی

اگر بهای هر ۱۰ کیلو وات انرژی a دلار باشد، بدون استفاده از این پیشنهاد هزینه انرژی الکتریکی در این ۷۲ روز $166.69 * a$ دلار می‌شود و با انجام پیشنهاد بیان شده هزینه انرژی الکتریکی مصرفی در این ۷۲ روز $26 * a$ دلار کاهش می‌یابد. اعلام این صرفه جویی در هزینه به ساکنین موجب تشویق آنان جهت استفاده از پمپ حرارتی هوشمند می‌شود و یا خود در زمن هایی که کسی در خانه نیست پمپ حرارتی را خاموش می‌کنند.

۳-۷- جمع بندی

در این فصل ابتدا نتایج حاصل از پیش بینی انرژی الکتریکی ساختمان با شبکه عصبی توسط دو الگوریتم آموزش لونیگ مارکوفات و گرادیان توام با یکدیگر و پیش بینی صورت گرفته توسط بیسواز و همکارانش

مقایسه شد سپس ساختار بهینه شبکه عصبی توسط الگوریتم ژنتیک انتخاب شد که ساختار بهینه عملکرد رضایت بخشی را ارائه داد و در نهایت به مدیریت مصرف انرژی پرداخته شد.

فصل چهارم

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۴-۱- نتیجه گیری

در این پایان نامه از شبکه عصبی برای پیش بینی مصرف انرژی ساختمان در تابستان با در نظر گرفتن اغتشاشات داخلی و خارجی استفاده شده است. برای بررسی تاثیر اغتشاشات داخلی و خارجی بر مصرف انرژی الکتریکی معادلاتی بر حسب مدت حضور ساکنین و سرعت باد بدست آمده که در انتها مقادیر بدست آمده با این معادلات به صورت اغتشاش به شبکه عصبی وارد شده است. برای آموزش شبکه عصبی مورد نظر از الگوریتم لونیگ مارکوات بهره گرفته شده است. نتایج پیش بینی حاکی از عملکرد خوب شبکه عصبی در این زمینه داشته است و به این نکته توجه شده که اگر ساختار شبکه عصبی بهینه باشد، عملکرد شبکه عصبی به طور قابل توجهی بهبود می یابد و این نتایج نسبت به نتیجه بدست آمده از پیش بینی مصرف انرژی الکتریکی در خانه مورد نظر توسط بیسواز و همکارانش که ضریب تعیین بدست آمده در آن ۰,۸۷ تا ۰,۹۱ بوده، بهتر بوده است. در نهایت با توجه به معادلات بدست آمده برای بررسی تاثیر اغتشاشات خارجی، در زمینه مدیریت مصرف انرژی، مواردی جهت کاهش انرژی مصرفی بیان شده است.

۴-۲- پیشنهادها

- ۱- با بررسی دقیق رفتار ساکنان در زمینه نفوذ هوا به داخل ساختمان، مقدار پارامتر تعویض هوا در ساعت اصلاح شود.
- ۲- از شبکه های عصبی جدیدی نظیر شبکه عصبی راف برای پیش بینی مصرف انرژی ساختمان استفاده شود.
- ۳- بررسی تاثیر استفاده از پنجره هوشمند(که دما، رطوبت و سرعت باد را اندازه گیری کرده و دمای موثر را بدست آورده و با توجه به دمای آسایش در ساعاتی که نیاز به استفاده از تهویه مطبوع نیست، تجهیزات تهویه مطبوع را خاموش کرده و پنجره ها خود گشوده می شوند) بر کاهش مصرف انرژی در تابستان.

۴- بررسی تاثیر اندازه‌گیری دمای هوای بیرون ساختمان و با توجه به آن تنظیم کردن دمای

آسایش درون خانه در هر ساعت، بر بار سرمایی ساختمان.

منابع و مراجع

- [1] www.eia.gov
- [2] Ahmad.MW, Mourshed.M, Rezgui.Y, "Trees vs Neurons: Comparison between random forest and ANN for high-resolution prediction of building energy consumption," Energy and Buildings. 2017.
- [3] Biswas.MR, Robinson.MD, Fumo.N, "Prediction of residential building energy consumption: A neural network approach. Energy," 2016.
- [4] Deb.C, Zhang.F, Yang.J, Lee.SE, Shah.KW, "A review on time series forecasting techniques for building energy consumption," Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017.
- [5] Wang.Z, Srinivasan.RS, "A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models," Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017.
- [۶] زاکبری شهربندی، ف.رمضانی و ه.مومنی، "پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی با استفاده از مدل رگرسیون مطالعه موردی شرکت توزیع نیروی برق مازندران،" کنفرانس ملی فن آوری، انرژی و داده با رویکرد مهندسی برق و کامپیوتر، ۱۳۹۴.
- [۷] م.تشنه لب، پ.جعفری، "شبکه های عصبی و کنترل کننده های عصبی پیشرفته با رویکرد شبکه عصبی راف،" دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ۱۳۹۴.
- [۸] م.کیا، "شبکه های عصبی در متلب،" انتشارات کیان رایانه سبز، ۱۳۹۰.
- [9] Zhao.HX, Magoules.F, "A review on the prediction of building energy consumption," Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2012.
- [10] Dong.B, Cao.C, Lee.SE. "Applying support vector machines to predict building energy consumption in tropical region," Energy and Buildings, 2005.
- [11] Kalogirou.SA, Neocleous.CC, Schizas.CN, "Building heating load estimation using artificial neural networks," InProceedings of the 17th international conference on Parallel architectures and compilation techniques, 1997.

- [12] Yokoyama.R, Wakui.T, Satake.R, "Prediction of energy demands using neural network with model identification by global optimization," Energy Conversion and Management, 2009.
- [13] Aydinalp-Koksal.M, Ugursal.VI, "Comparison of neural network, conditional demand analysis, and engineering approaches for modeling end-use energy consumption in the residential sector," Applied Energy, 2008.
- [۱۴] م. تی هاگان، ه. بی دیموث و م. بیل، "طراحی شبکه عصبی،" ترجمه مصطفی کیا، چاپ دوم، انتشارات کیان رایانه سبز، تهران، ایران، ۱۳۸۸.
- [۱۵] م. منهاج، "مبانی شبکه های عصبی،" دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، ۱۳۷۹.
- [16] L. Fausett, "Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms and application," 2006.
- [17] www.uttyler.edu
- [۱۸] ن. هریس، "تهویه مطبوع،" ترجمه مهندس محمدباقر پورسید، مرکز نشر دانشگاهی، ۱۳۸۳.
- [۱۹] و. تائو، ر. جانیس، "تاسیسات مکانیکی و برقی ساختمان،" ترجمه محمدرضا افضلی، انتشارات کتاب دانشگاهی، ۱۳۹۲.
- [۲۰] ر. میلر، "راهنمای عیب یابی سیستم های تهویه مطبوع،" ترجمه رونالد بغوزیان، انتشارات یزدا، ۱۳۹۲.
- [۲۱] ر. هاینس، "سیستم های کنترل تهویه مطبوع،" ترجمه مصطفی رضایی ساروی، انتشارات فنی ایران، ۱۳۸۳.
- [۲۲] س.ح.حسینی، م.کاظمی ترقبان. "اثرات عایق سازی حرارتی جداره های ساختمانی ساخته شده با مصالح جدید در کاهش مصرف سوخت،" ۱۳۹۰.
- [۲۳] ف. پورجیز، "راهنمای مهندسی گرمایش و تهویه مطبوع،" ترجمه محمدرضا سلطان دوست، نشر کتاب دانشگاهی، ۱۳۸۴.
- [۲۴] ا. هال، "تجهیزات و تاسیسات ساختمان،" جلد سوم، ترجمه اردشیر اطمیانی، ۱۳۷۳.

- [25] Krigger.J, Dorsi.CH, "Residential energy: cost saving and comfort for existing buildings," Fifth edition, 2009.
- [۲۶] م. سلطانی، ب. خستو، ح. بزم آرا، "بررسی تاثیر نوع پنجره بر میزان مصرف انرژی یک ساختمان نمونه در شهر تهران،" پنجمین همایش بین المللی بهینه سازی مصرف سوخت در ساختمان، ۱۳۸۵.
- [۲۷] ن. لکنر، "گرمایش، سرمایش و روشنایی (رویکردهای طراحی برای معماران)،" دانشگاه هنر اسلامی تبریز، ۱۳۸۵.
- [۲۸] م. صالحی، "انرژی در ساختمان،" ناشر محسن صالحی، ۱۳۷۲.
- [29] Mirsadeghi.M, Costola.D, Blocken.B, Hensen.JL, "Review of external convective heat transfer coefficient models in building energy simulation programs: implementation and uncertainty," Applied Thermal Engineering, 2013.
- [30] Annafi.T.A, "Energy models of the TxAIRE houses," 2016.
- [31] Rutkowski.H, "Manual J: Residential Load Calculation," 2001.
- [32] Chan.WR, Joh.J, Sherman.MH, "Analysis of air leakage measurements of US houses," Energy and Buildings, 2013
- [33] Dickinson.J. B, Feustel.H.E, "Seasonal variation in effective leakage area," No. LBL-19337, Lawrence Berkeley Lab, CA (USA), 1986.
- [34] Sherman.MH, "Estimation of infiltration from leakage and climate indicators," Energy and Buildings, 1987.
- [35] www.aprilsmith.org
- [36] www.fa.wikipedia.org
- [۳۷] م. ح. دهقان، "آخرین پدیده های مهندسی تاسیسات،" انتشارات یزدا، تهران، ایران، ۱۳۹۳.
- [۳۸] ب. خستو، "حرارت مرکزی، تهویه مطبوع، تبرید،" دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، ۱۳۸۰.
- [۳۹] س.ع. سلحشور، "روشی نو در محاسبه و طراحی سیستم های حرارت مرکزی و تهویه مطبوع،" نشر دانشگاهی کیان، ۱۳۸۹.

[۴۰] ه. رامین، پ. پحنفی‌زاده و ا. بهابادی، " اثر رفتار ساکنین در میزان مصرف انرژی در

ساختمان‌ها، " مهندسی مکانیک مدرس، ۲۰۱۶.

[41] Hong.T, Taylor-Lange.SC, D'Oca.S, Yan.D, Corgnati.SP, "Advances in research and applications of energy-related occupant behavior in buildings," Energy and Buildings, 2016.

[42] Motuziene.V, Vilutiene.T, "Modelling the effect of the domestic occupancy profiles on predicted energy demand of the energy efficient house," Procedia Engineering, 2013.

[43] Ryu.SH, Moon.HJ, "Development of an occupancy prediction model using indoor environmental data based on machine learning techniques," Building and Environment, 2016.

[۴۴] س. صائب طاهری، آ. فرجی داور، س. ع. سیدصالحی، "مقایسه روش های مبتنی بر گرادیان

به منظور تعلیم شبکه عصبی مصنوعی با سیناپس پویا،" دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران،

ایران، ۱۳۸۴.

[۴۵] م. زارع زاده مهریزی، ا. بزرگ حداد، " بهینه یابی تعداد لایه ها و نرون های شبکه عصبی

مصنوعی به روش الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی جریان، " ۱۳۸۷.

[۴۶] ب. علیزاده سواره، ح. مقسمی، " شبکه های عصبی با matlab و c#،" انتشارات نیاز دانش،

۱۳۹۳.

[۴۷] ه. مرز، ت. هانسمن، ک. هونبر، " سیستم های مدیریت ساختمان (اتوماسیون ساختمان با

سیستم های ارتباطی EIB/KNX، LON و BACnet)،" ترجمه سیف اله نیکنامی و فاطمه

ابراهیمی، انتشارات یزدا، تهران، ایران، ۱۳۸۹.

Abstract

According to the necessary prediction of building energy consumption, this thesis considers the external and internal disturbances and the artificial neural network is used to predict the electric energy consumption in a house, Tyler, Texas, the USA in 72 days of summer. Furthermore, in order to improve its performance, genetic algorithm is used to find the optimal structure of the neural network which includes the numbers of neurons and the active functions. The neural network provides satisfactory results in predicting consumption energy which the results regarding to the neural network with Optimized structure is also improved significantly. Finally, some approaches are suggested about energy management to decrease the effect of the external disturbances and the heat pump energy consumption the building.

Keywords: predicting energy consumption, building energy management, optimal structure of the neural network, stability of the neural network.



Faculty of Electrical Engineering and Robotics

M.A. Thesis in control engineering

prediction of residential building energy consumption by artificial neural network

By: Samira Malaki Aliabad

Supervisors:

Dr.Heydar Toosian Shandiz

Januray 2018