



دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
(پلی تکنیک تهران)  
دانشکده مهندسی کامپیوتر

گزارش نوشتاری درس روش پژوهش و ارائه

بررسی الگوریتم‌های هوش مصنوعی در پیش بینی  
مصرف انرژی ساختمان‌ها

نگارش  
فرشید نوشی

استاد راهنما  
دکتر رضا صفابخش

فروردین ۱۴۰۱

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

تقدیم به پدر بزرگوار و مادر مهربانم

آن دو فرشته‌ای که از خواسته‌هایشان گذشتند، سختی‌ها را به جان خریدند و خود را سپر بلائی مشکلات و ناملایمات  
کردند تا من به جایگاهی که اکنون در آن ایستاده‌ام برسم.

# سپاس‌گزاری

به مصداق «من لم يشكر المخلوق لم يشكر الخالق» بسی شایسته است از استاد فرهیخته و فرزانه جناب آقای دکتر رضا صفابخش که با کرامتی چون خورشید، سرزمین دل را روشنی بخشیدند و گلشن‌سرای علم و دانش را با راهنمایی‌های کارساز و سازنده بارور ساختند تقدیر و تشکر نمایم.

فریدنوشی  
فروردین ۱۴۰۱

## چکیده

پیش‌بینی مصرف انرژی برای ساختمان‌ها ارزش بسیار زیادی در تحقیقات بهره‌وری انرژی و پایداری دارد. مدل‌های پیش‌بینی دقیق انرژی، فواید متعددی در برنامه‌ریزی و بهینه‌سازی انرژی ساختمان‌ها و پردیس‌ها دارند. برای ساختمان‌های جدید، که در آن داده‌های ثبت شده گذشته در دسترس نیستند، از روش‌های شبیه‌سازی کامپیوتری برای تجزیه و تحلیل انرژی و پیش‌بینی سناریوهای آینده استفاده می‌شود. با این حال، برای ساختمان‌های موجود با داده‌های انرژی سری زمانی ثبت شده گذشته، تکنیک‌های آماری و یادگیری ماشین دقیق‌تر و سریع‌تر عمل کرده‌اند. این گزارش بررسی‌ای بر الگوریتم‌های هوش مصنوعی موجود برای پیش‌بینی مصرف انرژی سری زمانی انجام داده است. اگرچه تأکید بر یک تجزیه و تحلیل داده‌های سری زمانی منفرد است، اما بررسی فقط به آن محدود نمی‌شود زیرا داده‌های انرژی اغلب با سایر متغیرهای سری زمانی مانند آب و هوای بیرون و شرایط محیطی داخلی تجزیه و تحلیل می‌شوند. نه روش محبوب پیش‌بینی که بر اساس یادگیری ماشینی است، تجزیه و تحلیل می‌شوند. یک بررسی از "مدل ترکیبی"، که ترکیبی از دو یا چند تکنیک پیش‌بینی است نیز ارائه شده است. ترکیبات مختلف مدل ترکیبی موثرترین در پیش‌بینی انرژی سری زمانی برای ساختمان هستند.

## واژه‌های کلیدی:

یادگیری ماشین، هوش مصنوعی، پیش‌بینی داده‌های سری زمانی، مصرف انرژی ساختمان‌ها

# فهرست مطالب

صفحه

عنوان

۱	مقدمه	۱
۱-۱	اهمیت بهینه سازی عملکرد ساختمان‌ها	۲
۲-۱	اهداف بررسی	۳
۲	روش‌های پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان‌ها	۶
۱-۲	روش آماری	۷
۲-۲	روش مهندسی	۸
۳-۲	روش هوش مصنوعی	۹
۱-۳-۲	شبکه‌های عصبی	۹
۲-۳-۲	ماشین بردار پشتیبان	۱۰
۴-۲	خلاصه	۱۱
۳	الگوریتم‌های هوش مصنوعی مورد بررسی	۱۲
۱-۳	شبکه‌های عصبی مصنوعی	۱۳
۲-۳	ماشین بردار پشتیبان	۱۳
۳-۳	میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه	۱۳
۴-۳	سری زمانی فازی	۱۳
۵-۳	استدلال مبتنی بر مورد	۱۳
۶-۳	خلاصه	۱۳
۴	نتایج تجربی بر روی مجموعه‌های داده	۱۴
۱-۴	معرفی مجموعه‌های داده	۱۵
۲-۴	مقایسه‌ی روش‌های مورد بررسی	۱۵
۳-۴	انتخاب بهینه‌ترین روش پیشنهادی	۱۵
۴-۴	خلاصه	۱۵
۵	نتیجه‌گیری و پیشنهادها	۱۶
۱-۵	نتیجه‌گیری	۱۷
۲-۵	پیشنهادها	۱۷
۱۸	منابع و مراجع	
۲۰	واژه‌نامه‌ی فارسی به انگلیسی	
۲۲	واژه‌نامه‌ی انگلیسی به فارسی	

## فهرست اشکال

صفحه

شکل

۱-۱ اهمیت پیش‌بینی انرژی ساختمان‌ها برای بهینه‌سازی ساختمان‌ها . . . . . ۵

صفحه

## فهرست جداول

جدول



# فهرست نمادها

نماد	مفهوم
$\mathbb{R}^n$	فضای اقلیدسی با بعد $n$
$S^n$	کره $n$ یکه بعدی
$M^m$	خمینه $m$ -بعدی $M$
$\mathfrak{X}(M)$	جبر میدان‌های برداری هموار روی $M$
$\mathfrak{X}^1(M)$	مجموعه میدان‌های برداری هموار $1$ یکه روی $(M, g)$
$\Omega^p(M)$	مجموعه $p$ -فرمی‌های روی خمینه $M$
$Q$	اپراتور ریچی
$\mathcal{R}$	تانسور انحنای ریمان
$ric$	تانسور ریچی
$L$	مشتق لی
$\Phi$	۲-فرم اساسی خمینه تماسی
$\nabla$	التصاق لوی-چویتای
$\Delta$	لاپلاسین ناهموار
$\nabla^*$	عملگر خودالحاق صوری القا شده از التصاق لوی-چویتای
$g_s$	متر ساساکی
$\nabla$	التصاق لوی-چویتای وابسته به متر ساساکی
$\Delta$	عملگر لاپلاس-بلترامی روی $p$ -فرم‌ها

# فصل اول

## مقدمه

آژانس بین‌المللی انرژی، بهره‌وری انرژی در ساختمان‌ها را به عنوان یکی از پنج اقدام برای تضمین کربن زدایی طولانی مدت بخش انرژی شناسایی کرده است [۷] در کنار مزایای زیست محیطی، بهره‌وری انرژی ساختمان دارای مزایای اقتصادی گسترده ای نیز می باشد. ساختمان‌هایی با سیستم‌های انرژی کارآمد و استراتژی‌های مدیریتی هزینه‌های عملیاتی بسیار کمتری دارند. اکنون بسیاری از کشورها اجرای قوانین و مقررات انرژی را برای انواع ساختمان‌ها تسریع کرده اند. این مقررات الزامات اساسی برای دستیابی به یک طراحی کارآمد انرژی برای ساختمان‌های جدید با هدف کاهش مصرف انرژی نهایی و انتشار CO2 مرتبط را ترسیم می‌کند. علاوه بر این، بسیاری از نرم افزارهای کامپیوتری نیز برای طراحی بهینه انرژی ساختمان‌های جدید توسعه یافته و به طور گسترده پیاده سازی شده اند. در مورد تکنیک‌های موجود تجزیه و تحلیل انرژی ساختمان به کمک کامپیوتر و ابزارهای نرم افزاری در [۱، ۶] اطلاعات دقیقی موجود هستند. این مقررات و ابزارهای کامپیوتری مربوط به ساختمان‌های جدید است و در واقع بسیار موثر هستند. با این حال، هنگامی که ساختمان در حال فعالیت است، عوامل زیادی بر رفتار انرژی یک ساختمان حاکم هستند، مانند شرایط آب و هوایی، برنامه حضور ساکنین ساختمان، خواص حرارتی مصالح ساختمانی، فعل و انفعالات پیچیده سیستم‌های انرژی مانند گرمایش و تهویه‌ها و روشنایی و غیره. به دلیل این فعل و انفعالات پیچیده، محاسبه ی دقیق مصرف انرژی از طریق مدل شبیه سازی کامپیوتری بسیار دشوار است. به این دلایل، تکنیک‌های داده‌محور برای تجزیه و تحلیل مصرف انرژی ساختمان‌های موجود بسیار حیاتی است. این تکنیک‌ها بر داده‌های ثبت‌شده گذشته تکیه دارند و تلاش می‌کنند مصرف انرژی را بر اساس الگوهای مصرف انرژی قبلی مدل‌سازی کنند. سایر عوامل مؤثر بر مصرف انرژی را می‌توان برای بهبود دقت چنین مدل‌های سری زمانی استفاده کرد. این تکنیک‌ها که از داده‌های گذشته استفاده می‌کنند، اغلب تحت «یادگیری ماشین» قرار می‌گیرند و در دو دهه اخیر به طور فعال در مطالعات پیش‌بینی انرژی ساختمان به کار رفته‌اند

## ۱-۱ اهمیت بهینه سازی عملکرد ساختمان‌ها [۷]

برای دستیابی به سطح بهینه عملکرد انرژی در ساختمان‌ها، نصب سیستم‌های انرژی کارآمد باید با استراتژی‌های عملیاتی و مدیریتی مناسب دنبال شود. این امر مستلزم نظارت و مدیریت مداوم داده‌های انرژی سری زمانی همراه با سایر عوامل مؤثر بر عملکرد انرژی ساختمان‌ها است. در رابطه با نظارت مستمر و مدیریت مصرف انرژی در ساختمان‌های موجود، پیش‌بینی نقش بسزایی دارد. می‌تواند مجموعه‌ای از شرایط مرزی و اهداف را برای مدیران و مالکان تأسیسات ساختمانی فراهم کند که مصرف انرژی ساختمان به طور ایده‌آل باید در آن قرار گیرد (هدف‌های روزانه، هفتگی، ماهانه و سالانه). همانطور که مدل پیش‌بینی سری‌های زمانی از الگوهای مصرف انرژی قبلی یاد می‌گیرد، افزایش تدریجی مقادیر مصرف انرژی پیش‌بینی‌شده در یک دوره زمانی ممکن است مدیران تأسیسات را در مورد جنبه‌های تعمیر و نگهداری ساختمان و سیستم‌های انرژی آگاه کند. علاوه بر رویکرد پیش‌بینی سری‌های زمانی، سایر رویکردهای سری غیرزمانی را می‌توان برای اهداف بهینه‌سازی ساختمان اتخاذ کرد و همچنین می‌توان

آنها را با سایر مدل‌های شبیه‌سازی کامپیوتری برای استخراج اشغال و سایر عوامل عملیاتی ترکیب کرد. یانگ<sup>۱</sup> و همکاران در بهینه‌سازی انرژی مبتنی بر شبیه‌سازی برای یک ساختمان آزمایشی در اسپانیا، یک چارچوب بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک موازی مبتنی بر وب<sup>۲</sup> که از منابع محاسباتی توزیع‌شده استفاده می‌کند تا زمان محاسبه را کاهش دهد استفاده کردند. پتری<sup>۳</sup> و همکاران یک سیستم بهینه‌سازی مبتنی بر مدولار ارائه کردند که شبیه‌سازی انرژی و بهینه‌سازی را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ترکیب می‌کند. این برنامه کاهش قابل توجه انرژی (کیلووات ساعت) را در یک سناریوی واقعی نشان داد. با این حال، این امر مستلزم تجهیز ساختمان به حسگرها و عملگرها برای نظارت، کنترل و بهینه‌سازی بود. این ممکن است در مورد اکثر زیرساخت‌های ساختمان موجود نباشد. چنین چالش‌هایی مورد بحث قرار می‌گیرند. با این حال، همچنین خاطرنشان می‌شود که پتانسیل صرفه جویی انرژی مرتبط در ساختمان‌ها به راه‌اندازی، ردیابی عملکرد و استراتژی‌های کنترل پیشرفته مربوط می‌شوند. این امر به عوامل بسیاری از جمله منابع مالی، حمایت از سیاست، آگاهی سبز، مواد سبز و فناوری و غیره وابسته است. زونگ<sup>۴</sup> و همکاران در مورد چالش‌های اجرای یک مدل اقتصادی استراتژی کنترل پیش‌بینی<sup>۵</sup> برای ساختمان‌های هوشمند بحث کردند. مشاهده شد که هنوز چالش‌هایی در کاربرد کنترل پیش‌بینی مدل از جمله سازش بین ساده‌سازی و پیچیدگی مدل‌سازی دینامیکی حرارتی ساختمان و تعادل بین سیستم‌های چند انرژی وجود دارد. هو و همکاران با درک چالش‌ها در ادغام داده‌های عملکرد ساختمان با سایر داده‌های مربوط به ساختمان. روش جدیدی را برای پیوند دادن داده‌های قطع شده سنتی برای ساخت منابع داده ارائه کرد تا ارزیابی عملکرد ساختمان را به صورت عمیق و روشن‌تر فراهم کند. پیش‌بینی سری‌های زمانی برای بهینه‌سازی عملکرد ساختمان ضروری است. هر تکنیک بهینه‌سازی به اطلاعاتی در مورد سناریوهای آینده یا یافتن بهترین راه‌حل‌ها در برابر یک معیار آزمایشی نیاز دارد. تکنیک‌های یادگیری ماشین در این زمینه مفید هستند و اغلب در حل این دو مشکل استفاده می‌شوند. با این حال، این بررسی بر جنبه‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی بهینه‌سازی ساختمان تمرکز دارد تا اینکه به طور کلی به مسئله بهینه‌سازی نگاه کند. ادغام این دو باید در یک بررسی جداگانه مورد بررسی قرار گیرند.

## ۲-۱ اهداف بررسی [۷]

مطالعات بررسی اخیر در مورد پیش‌بینی انرژی، گزارش‌های دقیقی از مدل‌های پیش‌بینی موجود و طبقه‌بندی آنها ارائه می‌دهد. ژائو<sup>۶</sup> و ماگولس<sup>۷</sup> روش‌های موجود برای پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان

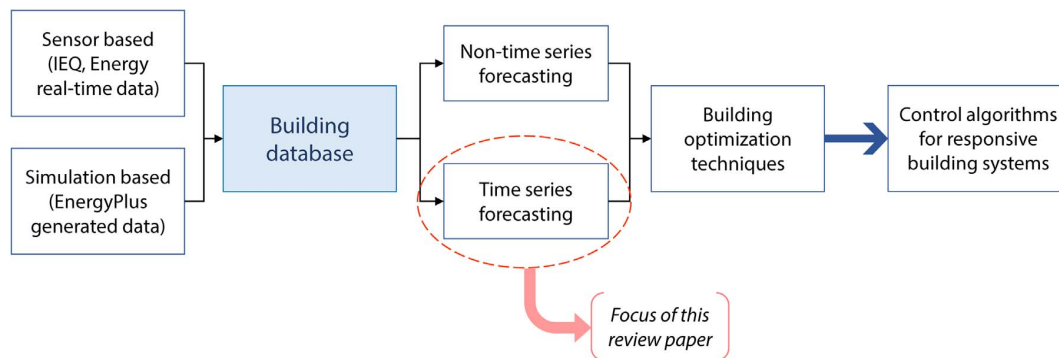
Yang<sup>۱</sup>GA<sup>۲</sup>Petri<sup>۳</sup>Zong<sup>۴</sup>EMPC<sup>۵</sup>Zhao<sup>۶</sup>Magoules<sup>۷</sup>

را در پنج دسته بررسی و طبقه بندی کردند. هیپرت<sup>۸</sup> و همکاران مروری بر پیش بینی بار کوتاه مدت ارائه کرد. سوگانتی<sup>۹</sup> و ساموئل<sup>۱۰</sup> مروری بر مدل های تقاضای انرژی برای پیش بینی تقاضا ارائه کردند. فومو<sup>۱۱</sup> مروری بر برآورد انرژی ساختمان ارائه کرد و همچنین نحوه طبقه بندی مدل های برآورد را مورد مطالعه قرار داد. مارتینز-آلوارز<sup>۱۲</sup> و همکاران یک نظرسنجی در مورد تکنیک های داده کاوی برای پیش بینی سری های زمانی الکتریسیته ارائه کرد. این نظرسنجی بر روی ویژگی های مدل ها و پیکربندی آنها متمرکز بود. رضا و خسروی مروری بر تکنیک های پیش بینی بار کوتاه مدت بر اساس تکنیک های هوش مصنوعی ارائه کردند. مطالعه اخیر توسط مت داوت<sup>۱۳</sup> و همکاران مروری بر تحلیل پیش بینی مصرف انرژی الکتریکی ساختمان با استفاده از روش های مرسوم و هوش مصنوعی ارائه کرد. همه این بررسی ها اطلاعات حیاتی در مورد مدل های پیش بینی انرژی در مقیاس های مختلف ارائه می کنند و بر عملکرد برتر مدل های ترکیبی تأکید می کنند. یک مدل پیش بینی می تواند مبتنی بر داده های استاتیکی باشد که معمولاً یک متغیر وابسته را با مجموعه ای از متغیرهای مستقل منطبق می کند، یا می تواند از داده های سری زمانی منفرد یا موازی استفاده کند. این مطالعه بر تکنیک های پیش بینی با استفاده از داده های سری زمانی تأکید دارد که در عنوان این بررسی نیز منعکس شده است. اهمیت تجزیه و تحلیل سری های زمانی به دلیل افزایش آگاهی در جمع آوری و پایش داده ها در زمان واقعی است. مصرف انرژی سری زمانی را نیز می توان با داده های سری زمانی شرایط محیطی داخل ساختمان تنظیم کرد. با استقرار حسگرهای بیشتر در ساختمان ها و جمع آوری داده های سری زمانی بیشتر، یک چارچوب مناسب برای تجزیه و تحلیل و شناسایی قابلیت های پیش بینی مهم است. هدف این بررسی درک تکنیک های پیش بینی سری های زمانی موجود و ارائه مزایا و چالش های آنها است. ارزیابی دقیق مدل ترکیبی نیز به دلیل استفاده فزاینده در ادبیات ارائه شده است. از آنجایی که ترکیبات مدل هیبریدی بسیار زیاد است، اینها در بخش بعدی پس از بررسی انتقادی تکنیک های اصلی مانند شبکه ی عصبی مصنوعی<sup>۱۴</sup> و میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه<sup>۱۵</sup> مورد بررسی انتقادی قرار می گیرند. این مقاله مروری همچنین باید مبنایی برای مقایسه کیفی و کمی برای تمام ۹ تکنیک ذکر شده در اینجا فراهم کند. شایان ذکر است که مدل ترکیبی به عنوان یکی از تکنیک های موجود در بین ۹ تکنیک ارائه شده در نظر گرفته شده است. در مدل هیبریدی، در مجموع ۲۹ ترکیب وجود دارد که در این بررسی به آنها پرداخته شده است

Hippert<sup>۸</sup>Suganthi<sup>۹</sup>Samuel<sup>۱۰</sup>Fumo<sup>۱۱</sup>Martinez-Alvarez<sup>۱۲</sup>Mat Daut<sup>۱۳</sup>artificial neural network<sup>۱۴</sup>ARIMA<sup>۱۵</sup>

اهداف این مقاله مروری عبارتند از:

- ارائه بررسی‌ای جمعی و جامع از تکنیک‌های اصلی هوش مصنوعی پیش‌بینی سری‌های زمانی با توجه به مصرف انرژی ساختمان
- انجام یک تحلیل تطبیقی که شامل هر دو جنبه کیفی و کمی این تکنیک‌ها باشد
- تشریح ترکیبات مختلف مدل هیبریدی در حین ارزیابی عملکرد و تازگی آن‌ها



شکل ۱-۱: تمرکز این گزارش نوشتاری در حوزه بهینه‌سازی ساختمان [۷]

## فصل دوم

# روش‌های پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان‌ها

پیش‌بینی داده‌های سری زمانی از زمان گذشته مورد توجه محققین و متخصصین بوده است. در نتیجه در گذر زمان روش‌های متنوعی برای این موضوع پیشنهاد شده‌اند. آمار و احتمالات از علوم بسیار قدیمی بشریت محسوب می‌شود یکی از روش‌های قدیمی برای پیش‌بینی داده‌های سری زمانی می‌باشد در کنار این روش، روش‌های مهندسی نیز در دهه‌های گذشته استفاده شده‌اند. در این فصل برای ارائه‌ی یک دید جامع و مناسب در مورد پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان‌ها در مورد هر دو روش گفته شده صحبت می‌کنیم و در نهایت در مورد روش‌های هوش مصنوعی توضیحاتی را ارائه می‌کنیم.

## ۱-۲ روش آماری

مدل‌های رگرسیون آماری صرفاً مصرف انرژی یا شاخص انرژی را با متغیرهای تأثیرگذار مرتبط می‌کنند. این مدل‌های تجربی از داده‌های عملکرد تاریخی ایجاد شده‌اند، به این معنی که قبل از آموزش مدل‌ها، باید داده‌های تاریخی کافی را جمع‌آوری کنیم. تحقیقات زیادی بر روی مدل‌های رگرسیون در مورد مسائل زیر انجام شده است. اولین مورد پیش‌بینی مصرف انرژی بر روی متغیرهای ساده شده مانند یک یا چند پارامتر آب و هوا است. مورد دوم پیش‌بینی برخی از شاخص انرژی مفید است. مورد سوم، تخمین پارامترهای مهم مصرف انرژی، مانند ضریب تلفات حرارتی کل، ظرفیت حرارتی کل و ضریب افزایش است که در تحلیل رفتار حرارتی ساختمان یا سیستم‌های سطح فرعی مفید هستند.

در برخی از مدل‌های مهندسی ساده‌شده، از رگرسیون برای ارتباط مصرف انرژی با متغیرهای آب و هوایی برای به دست آوردن امضای انرژی استفاده می‌شود [۳، ۱۴]. بائر<sup>۱</sup> و اسکارتزینی<sup>۲</sup> [۳] یک روش رگرسیون را برای انجام محاسبات گرمایش و سرمایش به طور همزمان با پرداختن به سودهای داخلی و همچنین خورشیدی پیشنهاد کردند. دار<sup>۳</sup> و همکاران [۸، ۹] بار گرمایش و سرمایش را در ساختمان‌های تجاری با دمای حباب خشک در فضای باز به عنوان تنها متغیر آب و هوا مدل‌سازی کرد. یک مدل سری فوریه مبتنی بر دما برای نشان دادن وابستگی غیرخطی بارهای گرمایش و سرمایش به زمان و دما پیشنهاد شد. اگر داده‌های رطوبت و خورشید نیز در دسترس باشد، آنها استفاده از مدل سری فوریه تعمیم‌یافته را پیشنهاد کردند زیرا ارتباط مهندسی بیشتر و توانایی پیش‌بینی بالاتری دارد. همچنین با در نظر گرفتن دمای حباب خشک به عنوان متغیر واحد برای توسعه مدل، لی<sup>۴</sup> و هو<sup>۵</sup> [۱۱] مدل‌های رگرسیونی را برای پیش‌بینی صرفه‌جویی در انرژی از پروژه‌های مقاوم‌سازی ساختمان‌های اداری در یک منطقه تابستانی گرم و زمستانی سرد ارزیابی کردند. آنها نشان دادند که یک مدل خطی تک متغیری برای مدل‌سازی مصرف انرژی در شرایط آب و هوایی گرم و سرد کافی و کاربردی است. ما<sup>۶</sup> و همکاران [۱۲] روش‌های رگرسیون خطی چندگانه و خود رگرسیون را برای پیش‌بینی مصرف انرژی ماهانه برای ساختمان‌های

Bauer<sup>۱</sup>Scartezini<sup>۲</sup>Dhar<sup>۳</sup>Lei<sup>۴</sup>Hu<sup>۵</sup>Ma<sup>۶</sup>



عمومی در مقیاس بزرگ ادغام کرد. در کار چو<sup>۷</sup> و همکاران.[۴]، مدل رگرسیون در اندازه‌گیری‌های ۱ روزه، ۱ هفته‌ای و ۳ ماهه ایجاد شد که منجر به خطای پیش‌بینی در مصرف انرژی سالانه ۱۰۰٪، ۳۰٪، ۶٪ شد. این نتایج نشان می‌دهد که طول دوره اندازه‌گیری به شدت بر مدل‌های رگرسیون وابسته به دما تأثیر می‌گذارد.

در مورد پیش‌بینی شاخص انرژی، لام<sup>۸</sup> و همکاران.[۱۰] از تجزیه و تحلیل اجزای اصلی<sup>۹</sup> برای ایجاد یک شاخص آب و هوایی زد<sup>۱۰</sup> با توجه به تابش خورشیدی جهانی، دمای حباب خشک و مرطوب استفاده کرد. آنها دریافتند که زد<sup>۱۰</sup> همان روندی را دارد که بار سرمایشی شبیه سازی شده، تهویه مطبوع و مصرف انرژی ساختمان را نشان می‌دهد. این روند از تحلیل همبستگی با تحلیل رگرسیون خطی به دست آمد. این مدل بر اساس داده‌های ۱۹۷۹ تا ۲۰۰۷ توسعه یافته است.

## ۲-۲ روش مهندسی

روش‌های مهندسی از اصول فیزیکی برای محاسبه دینامیک حرارتی و رفتار انرژی در کل سطح ساختمان یا برای اجزای سطح فرعی استفاده می‌کنند. آنها در طول پنجاه سال گذشته به اندازه کافی توسعه یافته‌اند. این روش‌ها را می‌توان به طور تقریبی به دو دسته روش جامع تفصیلی و روش ساده شده طبقه‌بندی کرد. روش‌های جامع از توابع فیزیکی بسیار دقیق یا دینامیک حرارتی برای محاسبه دقیق، گام به گام، مصرف انرژی برای همه اجزای ساختمان با اطلاعات ساختمان و محیط‌زیست، مانند شرایط اقلیمی خارجی، ساخت و ساز ساختمان، بهره‌برداری، برنامه نرخ بهره‌برداری استفاده می‌کنند. و تجهیزات گرمایش و تهویه هوا به عنوان ورودی. در این مقاله، ما بر دیدگاه جهانی مدل‌ها و برنامه‌ها تمرکز می‌کنیم، در حالی که جزئیات این فرآیندهای محاسباتی بسیار فراتر از هدف این بررسی است. خوانندگان ممکن است برای جزئیات محاسبه به [۵] مراجعه کنند. برای سیستم‌های گرمایش و تهویه هوا، به طور خاص، محاسبه دقیق انرژی در [۱۳] معرفی شده است. سازمان بین‌المللی استاندارد سازی، استاندارد برای محاسبه مصرف انرژی برای گرمایش و سرمایش فضا برای یک ساختمان و اجزای آن ایجاد کرده است. صدها ابزار نرم افزاری برای ارزیابی کارایی انرژی، انرژی‌های تجدیدپذیر و پایداری در ساختمان‌ها توسعه یافته‌اند. برخی از آنها به طور گسترده برای توسعه استانداردهای انرژی ساختمان و تجزیه و تحلیل مصرف انرژی و اقدامات حفاظتی ساختمان‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این ابزارها در مقاله‌های [۲، ۶] بررسی شده‌اند. وزارت انرژی ایالات متحده فهرستی از تقریباً تمام ابزارهای شبیه سازی را که دائماً به روز می‌شود، نگهداری می‌کند.

اگرچه این ابزارهای شبیه سازی دقیق موثر و دقیق هستند، اما در عمل مشکلاتی وجود دارد. از آنجایی که این ابزارها مبتنی بر اصول فیزیکی هستند، برای رسیدن به یک شبیه‌سازی دقیق، به جزئیات ساختمان

Cho<sup>۷</sup>  
Lam<sup>۸</sup>  
PCA<sup>۹</sup>  
Z<sup>۱۰</sup>

و پارامترهای محیطی به عنوان داده‌های ورودی نیاز دارند. از یک طرف، این پارامترها برای بسیاری از سازمان‌ها در دسترس نیستند، به عنوان مثال، اطلاعات مربوط به هر اتاق در یک ساختمان بزرگ همیشه دشوار است. این عدم وجود ورودی‌های دقیق منجر به شبیه‌سازی با دقت پایین می‌شود. از سوی دیگر، به کارگیری این ابزارها معمولاً نیازمند کار کارشناسی خسته‌کننده است که انجام آن را دشوار و هزینه‌بر می‌کند. به این دلایل برخی از محققان مدل‌های ساده‌تری را برای ارائه جایگزین‌هایی برای کاربردهای خاص پیشنهاد کرده‌اند.

الحمود<sup>۱۱</sup> [۲] دو روش ساده شده را بررسی کرد. یکی روش درجه روز است که در آن تنها یک شاخص یعنی درجه روز تحلیل می‌شود. این روش حالت پایدار برای تخمین مصرف انرژی ساختمان‌های کوچک که در آن انرژی مبتنی بر پوشش غالب است، مناسب است. یکی دیگر از سطل، همچنین به عنوان روش فرکانس دما شناخته می‌شود، که می‌تواند برای مدل‌سازی ساختمان‌های بزرگ استفاده شود که در آن بارهای تولید شده داخلی غالب هستند یا بارها به طور خطی به اختلاف دمای بیرون و داخل خانه وابسته نیستند.

شرایط آب و هوایی عوامل مهمی برای تعیین میزان مصرف انرژی ساختمان هستند. اینها اشکال مختلفی مانند دما، رطوبت، تابش خورشیدی، سرعت باد دارند و در طول زمان تغییر می‌کنند. مطالعات خاصی برای ساده کردن شرایط آب و هوایی در محاسبات انرژی ساختمان انجام شده است.

## ۳-۲ روش هوش مصنوعی

روش‌های هوش مصنوعی در سال‌های اخیر رشد در زمینه‌ی پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان‌ها رشد بسیار زیادی داشته‌اند. به علت سهولت بهتر و دقت بالای این روش در سال‌های اخیر روش غالب در پیش‌بینی مصرف انرژی ساختمان‌ها این نوع روش‌ها بوده‌اند. در این بخش دو زیربخش مهم از روش‌های هوش مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

### ۱-۳-۲ شبکه‌های عصبی<sup>۱۲</sup>

شبکه‌های عصبی مصنوعی پرکاربردترین مدل‌های هوش مصنوعی در کاربرد پیش‌بینی انرژی ساختمان هستند. این نوع مدل در حل مسائل غیر خطی خوب است و یک رویکرد موثر برای این کاربرد پیچیده است. در بیست سال گذشته، محققان از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تجزیه و تحلیل انواع مختلف مصرف انرژی ساختمان در شرایط مختلف، مانند بار گرمایش/سرمایش، مصرف برق، عملکرد و بهینه‌سازی اجزای سطح زیرین، تخمین پارامترهای مصرف استفاده کرده‌اند. در این بخش، مطالعات قبلی را مرور می‌کنیم و با توجه به کاربردهایی که به آن پرداخته شده، آنها را در گروه‌هایی قرار می‌دهیم. علاوه بر این، بهینه‌سازی مدل، مانند پیش‌فرآیند داده‌های ورودی و مقایسه بین شبکه‌های عصبی مصنوعی و

<sup>۱۱</sup> Al-Homoud

<sup>۱۲</sup> Neural Networks

سایر مدل‌ها، در پایان برجسته شده است. در سال ۲۰۰۶، کالوگرو<sup>۱۳</sup> [۴۱] مروری کوتاه بر شبکه‌های عصبی مصنوعی در کاربردهای انرژی در ساختمان‌ها، از جمله سیستم‌های گرمایش آب خورشیدی، تابش خورشیدی، سرعت باد، توزیع جریان هوا در داخل اتاق، پیش‌بینی مصرف انرژی، دمای هوای داخل ساختمان و سیستم گرمایش و تهویه هوا انجام داد. کالوگرو<sup>۱۸</sup> و همکاران [۴۲] از شبکه‌های عصبی پس انتشار<sup>۱۴</sup> برای پیش‌بینی بار گرمایش مورد نیاز ساختمان‌ها استفاده کرد. این مدل بر روی داده‌های مصرف ۲۲۵ ساختمان آموزش داده شد که تا حد زیادی از فضاهای کوچک تا اتاق‌های بزرگ متفاوت است. اکیکی<sup>۱۵</sup> و اکسوی<sup>۱۶</sup> [۴۳] از همین مدل برای پیش‌بینی بارهای گرمایش ساختمان در سه ساختمان استفاده کردند. مجموعه داده‌های آموزش و آزمایش با استفاده از رویکرد تفاضل محدود انتقال حرارت یک بعدی حالت گذرا محاسبه شد. اولوفسون و همکاران [۴۴] تقاضای گرمایش سالانه تعدادی از ساختمان‌های کوچک خانواده‌ای در شمال سوئد را پیش‌بینی کرد. بعداً، اولوفسون<sup>۱۷</sup> و اندرسون<sup>۱۸</sup> [۴۵] یک شبکه عصبی ایجاد کردند که تقاضای انرژی بلندمدت (تقاضای گرمایش سالانه) را بر اساس داده‌های اندازه‌گیری شده کوتاه‌مدت (معمولاً ۲ تا ۵ هفته) با نرخ پیش‌بینی بالا برای ساختمان‌های تک خانواده پیش‌بینی می‌کند.

## ۲-۳-۲ ماشین بردار پشتیبان<sup>۱۹</sup>

ماشین‌های بردار پشتیبان به طور فزاینده‌ای در تحقیقات و صنعت مورد استفاده قرار می‌گیرند. آنها مدل‌های بسیار موثری در حل مسائل غیر خطی حتی با مقادیر کم داده‌های آموزشی هستند. مطالعات بسیاری از این مدل‌ها در مورد تجزیه و تحلیل انرژی ساختمان در پنج سال گذشته انجام شده است. دونگ<sup>۲۰</sup> و همکاران [۷۸] برای اولین بار از ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی مصرف برق ماهانه چهار ساختمان در منطقه گرمسیری استفاده کرد. داده‌های سه ساله آموزش داده شد و مدل مشتق شده برای پیش‌بینی سودمندی مالک در آن سال بر روی داده‌های یک ساله اعمال شد. نتایج نشان دهنده عملکرد خوب ماشین‌های بردار پشتیبان در این مشکل بود.

لای<sup>۲۱</sup> و همکاران [۷۹] این مدل را بر مصرف برق یکساله یک ساختمان اعمال کرد. متغیرها شامل تغییرات آب و هوایی است. در آزمایشات آنها، این مدل از عملکرد یک سال استخراج شد و سپس بر روی رفتار سه ماهه آزمایش شد. آنها همچنین مدل را بر روی هر مجموعه داده روزانه آزمایش کردند تا پایداری این رویکرد را در دوره‌های کوتاه تأیید کنند. علاوه بر این، آنها اغتشاش را به صورت دستی به

Kalogirou<sup>۱۳</sup>

back propagation neural networks<sup>۱۴</sup>

Ekici<sup>۱۵</sup>

Aksoy<sup>۱۶</sup>

Olofsson<sup>۱۷</sup>

Anderson<sup>۱۸</sup>

Support Vector Machine(SVM)<sup>۱۹</sup>

Dong<sup>۲۰</sup>

Lai<sup>۲۱</sup>

بخش خاصی از عملکرد تاریخی اضافه کردند و از این مدل برای تشخیص اغتشاش با بررسی تغییر وزن های کمک کننده استفاده کردند.

لیانگ<sup>۲۲</sup> و دو<sup>۲۳</sup> [۷] یک روش تشخیص عیب مقرون به صرفه را برای سیستم های گرمایش و تهویه هوا با ترکیب مدل فیزیکی و یک ماشین بردار پشتیبان ارائه کردند. با استفاده از طبقه‌بندی کننده چهار لایه ماشین بردار پشتیبان، می‌توان وضعیت عادی و سه خطای احتمالی را با تعداد کمی از نمونه‌های آموزشی به سرعت و با دقت تشخیص داد.

## ۴-۲ خلاصه

با توجه به توصیف و تحلیل فوق، بدیهی است که برای ارزیابی سیستم انرژی ساختمان، از سطح زیرسیستم تا سطح ساختمان و حتی سطح منطقه ای یا ملی، محاسبات زیادی مورد نیاز است. هر مدل در موارد خاصی از کاربردها مزایای خاص خود را دارد. مدل مهندسی تغییرات زیادی را نشان می‌دهد. ملاحظات زیادی می‌تواند در توسعه این مدل دخیل باشد. این می‌تواند یک مدل بسیار پیچیده و جامع باشد که برای محاسبات دقیق قابل استفاده است. در مقابل، با اتخاذ برخی استراتژی‌های ساده‌کننده، می‌توان آن را به یک مدل سبک تبدیل کرد و با حفظ دقت، توسعه آن آسان است. یک اشکال رایج پذیرفته شده این مدل مهندسی دقیق این است که به دلیل پیچیدگی زیاد و کمبود اطلاعات ورودی، اجرای آن در عمل دشوار است. توسعه مدل آماری نسبتاً آسان است اما اشکالات آن نیز مشهود است که عبارتند از عدم دقت و عدم انعطاف پذیری. شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین‌های بردار پشتیبان در حل مسائل غیر خطی خوب هستند و آنها را برای پیش‌بینی انرژی ساختمان بسیار کاربردی می‌کند. تا زمانی که انتخاب مدل و تنظیم پارامترها به خوبی انجام شود، آنها می‌توانند پیش‌بینی بسیار دقیقی ارائه دهند. ماشین‌های بردار پشتیبان حتی در بسیاری از موارد عملکرد بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان می‌دهند [۸۴]. معایب این دو نوع مدل این است که به داده‌های عملکرد تاریخی کافی نیاز دارند و بسیار پیچیده هستند. تجزیه و تحلیل مقایسه ای این مدل های رایج در جدول ۱ خلاصه شده است. توجه می‌کنیم که این فقط یک خلاصه تقریبی است زیرا هر مدل دارای عدم قطعیت یا تغییرات زیادی است و هنوز در حال توسعه است.

Liang<sup>۲۲</sup>

Du<sup>۲۳</sup>

## فصل سوم

# الگوریتم های هوش مصنوعی مورد بررسی

۱-۳ شبکه های عصبی مصنوعی

۲-۳ ماشین بردار پشتیبان

۳-۳ میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه

۴-۳ سری زمانی فازی

۵-۳ استدلال مبتنی بر مورد

۶-۳ خلاصه

## فصل چهارم

### نتایج تجربی بر روی مجموعه های داده

۱-۴ معرفی مجموعه های داده

۲-۴ مقایسه ی روش های مورد بررسی

۳-۴ انتخاب بهینه ترین روش پیشنهادی

۴-۴ خلاصه



## فصل پنجم

### نتیجه گیری و پیشنهادها

در پایان گزارش‌های علمی و فنی لازم است که جمع‌بندی یا نتیجه‌گیری نهایی ارائه شود. در این موارد می‌توان آخرین فصل پایان نامه که پیش از مراجع قرار می‌گیرد را به این امر اختصاص داد.

## ۱-۵ نتیجه‌گیری

در این بخش پیشنهاداتی که محقق جهت ادامه تحقیقات دارد ارائه می‌گردد. دقت شود که پیشنهادات باید از تحقیق انجام شده و نتایج آن حاصل شده باشد و از ذکر جملات کلی باید پرهیز کرد.

## ۲-۵ پیشنهادها

## منابع و مراجع

- [1] Al-Homoud, Mohammad Saad. Computer-aided building energy analysis techniques. *Building and Environment*, 36(4):421–433, 2001.
- [2] Al-Homoud, Mohammad Saad. Computer-aided building energy analysis techniques. *Building and Environment*, 36(4):421–433, 2001.
- [3] Bauer, M and Scartezzini, J-L. A simplified correlation method accounting for heating and cooling loads in energy-efficient buildings. *Energy and Buildings*, 27(2):147–154, 1998.
- [4] Cho, Sung-Hwan, Kim, Won-Tae, Tae, Choon-Soeb, and Zaheeruddin, M. Effect of length of measurement period on accuracy of predicted annual heating energy consumption of buildings. *Energy conversion and management*, 45(18-19):2867–2878, 2004.
- [5] Clarke, Joe A and Clarke, Joseph Andrew. *Energy Simulation in Building Design*. Routledge, 2001.
- [6] Crawley, Drury B., Hand, Jon W., Kummert, Michaël, and Griffith, Brent T. Contrasting the capabilities of building energy performance simulation programs. *Building and Environment*, 43(4):661–673, 2008. Part Special: Building Performance Simulation.

- [7] Deb, Chirag, Zhang, Fan, Yang, Junjing, Lee, Siew Eang, and Shah, Kwok Wei. A review on time series forecasting techniques for building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 74:902–924, 2017.
- [8] Dhar, A, Reddy, TA, and Claridge, DE. Modeling hourly energy use in commercial buildings with fourier series functional forms. 1998.
- [9] Dhar, A, Reddy, TA, and Claridge, DE. A fourier series model to predict hourly heating and cooling energy use in commercial buildings with outdoor temperature as the only weather variable. 1999.
- [10] Lam, Joseph C, Wan, Kevin KW, Wong, SL, and Lam, Tony NT. Principal component analysis and long-term building energy simulation correlation. *Energy Conversion and Management*, 51(1):135–139, 2010.
- [11] Lei, Fei and Hu, Pingfang. A baseline model for office building energy consumption in hot summer and cold winter region. In *2009 International Conference on Management and Service Science*, pages 1–4. IEEE, 2009.
- [12] Ma, Yuan, Yu, Jun-qi, Yang, Chuang-ye, and Wang, Lei. Study on power energy consumption model for large-scale public building. In *2010 2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications*, pages 1–4. IEEE, 2010.
- [13] McQuiston, Faye C, Parker, Jerald D, and Spitler, Jeffrey D. *Heating, ventilating, and air conditioning: analysis and design*. John Wiley & Sons, 2004.
- [14] Pfafferott, Jens, Herkel, Sebastian, and Wapler, Jeannette. Thermal building behaviour in summer: long-term data evaluation using simplified models. *Energy and Buildings*, 37(8):844–852, 2005.

# واژه‌نامه‌ی فارسی به انگلیسی

Automorphism . . . . . خودریختی	آ
د	اسکالر . . . . . Scalar
Degree . . . . . درجه	ب
ر	بالابر . . . . . Lift
microprocessor . . . . . ریزپردازنده	پ
ز	پایا . . . . . Invariant
Submodule . . . . . زیرمدول	ت
س	تناظر . . . . . Correspondence
Character . . . . . سرشت	ث
ص	ثابت‌ساز . . . . . Stabilizer
Faithful . . . . . صادقانه	ج
ض	جایگشت . . . . . Permutation
Inner product . . . . . ضرب داخلی	چ
ط	چند جمله‌ای . . . . . Polynomial
Loop . . . . . طوقه	ح
ظ	حاصل ضرب دکارتی . . . . . Cartesian product
Valency . . . . . ظرفیت	خ
ع	

Nonadjacency . . . . . عدم مجاورت

ف

Vector space . . . . . فضای برداری

ک

Complete reducibility . . . کاملاً تحویل پذیر

گ

Graph . . . . . گراف

م

Permutation matrix . . . ماتریس جایگشتی

ن

Disconnected . . . . . ناهمبند

و

Invertible . . . . . وارون پذیر

ه

Connected . . . . . همبند

ی

Edge . . . . . یال

# واژه‌نامه‌ی انگلیسی به فارسی

<b>A</b>	Invariant . . . . . پایا
Automorphism . . . . . خودریختی	<b>L</b>
<b>B</b>	Lift . . . . . بالابر
Bijection . . . . . دوسویی	<b>M</b>
<b>C</b>	Module . . . . . مدول
Cycle group . . . . . گروه دوری	<b>N</b>
<b>D</b>	Natural map . . . . . نگاشت طبیعی
Degree . . . . . درجه	<b>O</b>
<b>E</b>	One to One . . . . . یک به یک
Edge . . . . . یال	<b>P</b>
<b>F</b>	Permutation group . . . . . گروه جایگشتی
Function . . . . . تابع	<b>Q</b>
<b>G</b>	Quotient graph . . . . . گراف خارج‌قسمتی
Group . . . . . گروه	<b>R</b>
<b>H</b>	Reducible . . . . . تحویل پذیر
Homomorphism . . . . . همریختی	<b>S</b>
<b>I</b>	Sequence . . . . . دنباله
	<b>T</b>

Trivial character . . . . . سرشت بدیهی

Unique . . . . . منحصر بفرد

**V****U**

Vector space . . . . . فضای برداری