**prediction of energy efficiency of heating and cooling load requirements**

**دانشگاه شیراز  
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر**

**عنوان: رویکرد مبتنی بر قواعد فازی نوع1**

**درس: سیستم ها و گزاره های فازی   
نام استاد: دکتر تحیری**

**نام دانشجو: سعید آریادوست   
شماره دانشجویی : 40230560**

**مقدمه**

تحقیقات در زمینه بهینه‌سازی مصرف انرژی در ساختمان‌ها به شدت در حال رشد است و در این بین پیش‌بینی بار حرارتی (Heating Load - HL) و بار سرمایشی (Cooling Load - CL) یکی از گام‌های کلیدی برای طراحی سیستم‌های تهویه مطبوع (HVAC) کارآمد محسوب می‌شود. با توجه به اهمیت بهینه‌سازی مصرف انرژی، استفاده از مدل‌های پیش‌بینی دقیق و سریع می‌تواند در کاهش هزینه‌ها و بهبود عملکرد سیستم‌های حرارتی و سرمایشی در ساختمان‌ها نقشی حیاتی ایفا کند. در این تحقیق، تلاش شده است تا با استفاده از مدل فازی تسکی-سوگنو و ویژگی‌های مختلف ساختمان مانند فشردگی نسبی، مساحت سقف، مساحت دیوارها، ارتفاع کلی و سایر ویژگی‌ها، پیش‌بینی دقیق‌تری از بار حرارتی و بار سرمایشی ممکن شود. این مدل‌ها قابلیت‌ کار با داده‌های چندبعدی و پیچیده را دارند و به دلیل تطابق آن‌ها با داده‌های غیرخطی، امیدواریم که نتایج بهتری نسبت به مدل‌های خطی صرف ارائه دهند. هدف اصلی این تحقیق، ارزیابی مدل فازی تسکی-سوگنو با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده برای پیش‌بینی بار حرارتی و سرمایشی ساختمان‌ها است؛ بدین منظور، از داده‌های آموزشی برای آموزش مدل و ارزیابی صحت عملکرد آن بر روی داده‌های آزمایشی استفاده شده است. این مدل می‌تواند توانایی مطلوبی در پیش‌بینی بارهای حرارتی و سرمایشی در انواع مختلف ساختمان‌ها ارائه دهد. این مطالعه به دنبال آن است تا مدل‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین را به‌عنوان گزینه‌های قابل‌وام‌گیری و بهینه‌سازی برای پیش‌بینی مصرف انرژی در ساختمان‌ها معرفی کند، به طوری که بتوان از آن‌ها به‌طور گسترده‌ای در نحوه طراحی سیستم‌های تهویه مطبوع و بهبود کارایی انرژی استفاده کرد.

در دنیای امروز، بهینه‌سازی مصرف انرژی و حفظ محیط زیست به یکی از اهداف اساسی در حوزه معماری و مهندسی ساختمان تبدیل شده است. طراحی ساختمان‌های با کارایی انرژی بالا، نه تنها منجر به کاهش هزینه‌های انرژی می‌شود، بلکه در کاهش آلودگی و حفظ منابع طبیعی نقش مؤثری دارد. یکی از مراحل حیاتی در طراحی چنین ساختمان‌هایی، پیش‌بینی دقیق بار حرارتی (Heating Load) و بار سرمایشی (Cooling Load) است. بار حرارتی نشان‌دهنده میزان انرژی لازم برای حفظ دمای مطلوب در فصول سرد و بار سرمایشی میزان انرژی مورد نیاز برای خنک کردن فضا در فصول گرم را مشخص می‌کند.

در این مطالعه، داده‌های مربوط به ۷۶۸ نمونه از ساختمان‌های مسکونی با استفاده از ۸ ویژگی مهم (از جمله فشردگی نسبی، مساحت سطح، مساحت دیوار، مساحت سقف، ارتفاع کلی، جهت‌گیری، مساحت شیشه‌ای و توزیع مساحت شیشه‌ای) جمع‌آوری شده است. هدف اصلی این پژوهش، ارائه یک چارچوب مبتنی بر یادگیری ماشین به کمک مدل‌های پیشرفته مانند مدل فازی تسکی-سوگنو، به منظور پیش‌بینی دقیق بارهای حرارتی و سرمایشی ساختمان‌ها می‌باشد.

این رویکرد به محققان و مهندسان امکان می‌دهد تا بدون نیاز به شبیه‌سازی‌های پیچیده و زمان‌بر، به سرعت و با دقت بالا نیازهای انرژی ساختمان‌ها را برآورد کنند و از این طریق به بهبود طراحی و بهره‌وری انرژی در ساختمان‌های جدید بپردازند. در ادامه، مراحل پردازش داده‌ها، روش‌شناسی به کار رفته در آموزش مدل و ارزیابی عملکرد آن به تفصیل شرح داده خواهد شد.

**توضیح داده‌ها**

در این تحقیق از یک دیتاست شامل ۷۶۸ نمونه ساختمان مسکونی استفاده شده است. این دیتاست شامل 10 ویژگی می‌باشد که از آن‌ها 8 ویژگی به عنوان متغیرهای ورودی و 2 ویژگی به عنوان متغیرهای خروجی استخراج شده‌اند.

**ویژگی‌های ورودی:**

* **فشردگی نسبی (Relative Compactness):** شاخصی است که میزان تراکم یا کارایی فضا در ساختمان را نشان می‌دهد.
* **مساحت سطح (Surface Area):** مساحت کلی سطح ساختمان.
* **مساحت دیوار (Wall Area):** مساحت دیوارهای ساختمان.
* **مساحت سقف (Roof Area):** مساحت سطح سقف ساختمان.
* **ارتفاع کلی (Overall Height):** ارتفاع ساختمان.
* **جهت‌گیری (Orientation):** جهت قرارگیری ساختمان نسبت به جهات جغرافیایی.
* **مساحت شیشه‌ای (Glazing Area):** مساحت سطوح شیشه‌ای ساختمان.
* **توزیع مساحت شیشه‌ای (Glazing Area Distribution):** نحوه توزیع پنجره‌ها یا سطوح شیشه‌ای در ساختمان.

**ویژگی‌های خروجی:**

* **بار حرارتی (Heating Load):** میزان انرژی مورد نیاز برای تأمین حرارت در فصول سرد.
* **بار سرمایشی (Cooling Load):** میزان انرژی لازم برای خنک‌سازی فضای داخلی در فصول گرم.

**پیش‌پردازش داده‌ها:**

* ابتدا داده‌ها از فایل CSV با نام "ENB2012\_data.csv" بارگذاری شدند.
* تنها ۷۶۸ نمونه و ۱۰ ویژگی اولیه در نظر گرفته شده است.
* سپس نام ستون‌ها تغییر یافته تا ویژگی‌ها به صورت واضح مشخص شوند.
* در مرحله بعد، داده‌های ورودی با استفاده از استانداردسازی با استفاده از StandardScaler نرمالایز شدند تا مقیاس تمامی ویژگی‌ها یکسان شود.

**روش‌شناسی**

در این بخش به تشریح مراحل به‌کارگیری مدل و روش‌های آماری جهت پیش‌بینی بار حرارتی (HL) و بار سرمایشی (CL) پرداخته می‌شود.

**۱. انتخاب و پیش‌پردازش داده‌ها:**

* **استخراج ویژگی‌ها:** ابتدا ۸ ویژگی به عنوان ورودی (مانند فشردگی نسبی، مساحت سطح، مساحت دیوار، مساحت سقف، ارتفاع کلی، جهت‌گیری، مساحت شیشه‌ای و توزیع مساحت شیشه‌ای) و ۲ ویژگی خروجی HL و CL از دیتاست استخراج می‌شوند.
* **استانداردسازی:** برای اطمینان از یکسان بودن مقیاس ویژگی‌ها، داده‌های ورودی با استفاده از تکنیک استانداردسازی (StandardScaler) نرمالایز می‌شوند.

**۲. مدل‌سازی با استفاده از مدل فازی تسکی-سوگنو:**

* **تعیین قواعد فازی:** ابتدا الگوریتم k-means برای تقسیم‌بندی داده‌های آموزشی به چند خوشه (تعداد خوشه‌ها معادل تعداد قواعد فازی انتخاب شده) استفاده می‌شود تا مراکز قواعد به‌دست آید.
* **تعریف توابع عضویت:** از تابع عضویت گاوسی برای هر قاعده استفاده می‌شود. این تابع میزان تعلق یک نمونه به یک قاعده را بر اساس فاصله از مرکز قاعده و پارامتر σ (انحراف معیار) محاسبه می‌کند.
* **رگرسیون چندمتغیره وزنی:** برای هر قاعده، با استفاده از وزن‌دهی نمونه‌ها (بر مبنای تابع عضویت) یک مدل رگرسیون چندجمله‌ای (با درجات مختلف) آموزش داده می‌شود. به این ترتیب، هر قاعده یک مدل محلی ارائه می‌دهد.

**۳. بهینه‌سازی پارامترهای مدل:**

* **محاسبه مقدار اولیه σ:** برای هر مرکز قاعده، انحراف معیار فاصله‌های نمونه‌ها از آن مرکز محاسبه می‌شود.
* **بهینه‌سازی σ:** با استفاده از روش‌های عددی بهینه‌سازی مانند تابع minimize در SciPy و با تعریف یک تابع هدف مبتنی بر RMSE (ریشه میانگین مربعات خطا) بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده، پارامترهای σ به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که خطای پیش‌بینی به حداقل برسد.

**۴. ارزیابی عملکرد مدل:**

* **تقسیم‌بندی داده‌ها:** داده‌ها به دو بخش آموزشی (80٪) و آزمایشی (20٪) تقسیم می‌شوند. این فرآیند چندبار (با تقسیم‌بندی‌های تصادفی مختلف) تکرار می‌شود تا پایداری نتایج بررسی گردد.
* **معیار ارزیابی:** عملکرد مدل با استفاده از معیار RMSE اندازه‌گیری می‌شود. همچنین، در برخی موارد می‌توان از معیارهای دیگر مانند MAE (میانگین خطای مطلق) و MSE (میانگین مربعات خطا) استفاده کرد.
* **مقایسه مدل‌ها:** پارامترهای مختلفی مانند تعداد قواعد فازی (MFs)، درجه چندجمله‌ای مدل‌های محلی، نوع بهینه‌ساز (مانند L-BFGS-B یا TNC) و بازه‌های مجاز σ مورد بررسی قرار می‌گیرند تا بهترین ترکیب از نظر عملکرد انتخاب شود.

**۵. استخراج قوانین فازی:**

پس از آموزش مدل، برای هر قاعده فازی یک قانون به‌صورت «IF... THEN...» استخراج می‌شود که در آن موقعیت مرکز قاعده، مقدار σ بهینه‌شده و ضرایب مدل رگرسیون چندجمله‌ای ارائه می‌گردد. این قوانین به تفسیر و تحلیل اهمیت هر ویژگی در پیش‌بینی بارهای HL و CL کمک می‌کنند.

**نتایج**

در این پژوهش، مدل فازی تسکی-سوگنو با استفاده از تقسیم‌بندی تصادفی داده‌ها به ۸۰٪ آموزش و ۲۰٪ آزمون برای هر دو متغیر خروجی (بار حرارتی و بار سرمایشی) به کار گرفته شد. برای بررسی پایداری و عملکرد مدل، چندین بار تقسیم‌بندی انجام شده و برای هر ترکیب از پارامترهای مدل شامل تعداد قواعد فازی، نوع بهینه‌ساز، درجه چندجمله‌ای، بازه‌های σ و مقدار tolمیانگین RMSE و بهترین RMSE ثبت گردید.

**نتایج کلی به‌دست‌آمده به شرح زیر است:**

* **ارزیابی عملکرد مدل:**  
  در هر اجرای تقسیم‌بندی، عملکرد مدل بر اساس معیار RMSE اندازه‌گیری شد. میانگین RMSE به عنوان شاخص اصلی دقت مدل و بهترین RMSE به عنوان نشان‌دهنده بهترین عملکرد در یک تقسیم‌بندی مشخص در نظر گرفته شد.
* **تنظیمات پارامتری مختلف:**  
  طی آزمایشات، ترکیب‌های مختلفی از پارامترها مورد ارزیابی قرار گرفت. به عنوان مثال، تغییر تعداد قواعد فازی (مانند 3، 5 یا 7 قاعده) همراه با استفاده از بهینه‌سازهای متفاوت L-BFGS-B و TNCو درجه‌های مختلف چندجمله‌ای (1 یا 2) نشان داد که برخی از تنظیمات به وضوح عملکرد بهتری از لحاظ کاهش RMSE ارائه می‌دهند.
* **بهینه‌سازی پارامترهای σ**   
  با بهینه‌سازی پارامتر σ (انحراف معیار تابع عضویت گاوسی) از طریق به‌کارگیری روش‌های عددی، خطای پیش‌بینی مدل به حداقل رسانده شد. این بهینه‌سازی سبب شد تا هم در پیش‌بینی بار حرارتی و هم در پیش‌بینی بار سرمایشی نتایج دقیق‌تری حاصل شود.
* **استخراج قواعد فازی:**  
  پس از آموزش مدل، قواعد فازی استخراج گردید که هر یک به صورت «IF ... THEN ...» بیان شده‌اند. در این قواعد، مرکز هر قاعده، مقدار بهینه‌شده σ و ضرایب مدل رگرسیون چندجمله‌ای مربوطه ذکر شده است. تحلیل این قواعد نشان داد که برخی از متغیرهای ورودی مانند مساحت شیشه‌ای (Glazing Area) نقش تعیین‌کننده‌ای در پیش‌بینی هر دو متغیر خروجی دارند.
* **مرتب‌سازی و ثبت نتایج:**  
  تمامی نتایج به‌دست‌آمده (شامل میانگین RMSE، بهترین RMSE، لیست RMSEها و قواعد استخراج‌شده در یک DataFrame ثبت شده و بر اساس میانگین RMSE به صورت صعودی مرتب گردید. این ترتیب‌بندی امکان شناسایی بهترین ترکیب پارامتری و درک عملکرد مدل در هر یک از تقسیم‌بندی‌های انجام‌شده را فراهم ساخت.

**خلاصه نتایج:**  
با توجه به نتایج ثبت‌شده، مشخص گردید که تنظیمات بهینه‌ای از جمله تعداد قواعد مناسب به همراه بهینه‌سازی دقیق پارامتر σ، می‌تواند به دقت قابل توجهی در پیش‌بینی بار حرارتی با میانگین RMSE بسیار کم و بار سرمایشی دست یابد. همچنین استخراج قواعد فازی، بینش مفیدی در خصوص اهمیت نسبی متغیرهای ورودی، به ویژه متغیرهایی مانند مساحت شیشه‌ای، ارائه نمود.

این نتایج نشان می‌دهد که مدل فازی تسکی-سوگنو با تنظیمات مناسب قادر است عملکرد دقیقی در برآورد نیازهای انرژی ساختمان ارائه دهد و می‌تواند به عنوان یک ابزار سریع و مؤثر در طراحی و بهینه‌سازی انرژی در ساختمان‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

|  |
| --- |
| Output: Heating Load, MFs: 7, Optimizer: L-BFGS-B, Degree: 2, Sigma Bounds: (0.01, 2.0), Tol: 1e-06  Mean\_RMSE : 0.4717, Best\_RMSE: 0.4194  RMSE\_List : [0.41935530950226896, 0.5240801858939449] |

|  |
| --- |
| Output: Heating Load, MFs: 7, Optimizer: TNC, Degree: 2, Sigma Bounds: (0.01, 1.5), Tol: 1e-08  Mean\_RMSE: 0.6043, Best\_RMSE: 0.5318  RMSE\_List: [0.6768377869586867, 0.5318462142226339] |

|  |
| --- |
| Output: Cooling Load, MFs: 7, Optimizer: L-BFGS-B, Degree: 2, Sigma Bounds: (0.01, 1.5), Tol: 1e-06  Mean\_RMSE : 1.2004, Best\_RMSE: 1.1731  RMSE\_List : [1.1731238046038868, 1.2276072619176848] |

|  |
| --- |
| Output: Cooling Load, MFs: 7, Optimizer: TNC, Degree: 2, Sigma Bounds: (0.01, 2.0), Tol: 1e-06  Mean\_RMSE: 1.3884, Best\_RMSE: 1.3599  RMSE\_List: [1.3598600756349362, 1.4170363043098326] |

**بحث و نتیجه‌گیری**

در این مطالعه، از مدل فازی تسکی-سوگنو به‌عنوان یک روش نوین جهت پیش‌بینی بار حرارتی و بار سرمایشی ساختمان‌ها استفاده شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که این مدل، با تنظیم دقیق پارامترهایی مانند تعداد قواعد فازی، درجه چندجمله‌ای و پارامتر σ (انحراف معیار تابع عضویت گاوسی)، قادر به کاهش قابل توجه خطای پیش‌بینی (RMSE) شده و عملکرد بسیار دقیقی در برآورد نیازهای انرژی ساختمان‌ها ارائه می‌دهد.

یکی از نکات مهم مشاهده‌شده، نقش تعیین‌کننده برخی ویژگی‌های ورودی مانند مساحت شیشه‌ای Glazing Areaدر بهبود دقت مدل است؛ به طوری که تحلیل قواعد فازی استخراج‌شده نشان می‌دهد این ویژگی، به دلیل تاثیر مستقیم بر جذب و از دست دادن حرارت در ساختمان، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی جهت تنظیم پارامتر σ نیز باعث شده تا مدل بتواند به بهترین شکل از توزیع نمونه‌های داده استفاده کند و همگام با ویژگی‌های هر قاعده فازی، پیش‌بینی‌های دقیقی ارائه دهد.

به طور کلی، نتایج این تحقیق حاکی از آن است که روش‌های یادگیری ماشین، به ویژه مدل‌های فازی، می‌توانند جایگزینی سریع و کارآمد برای شبیه‌سازی‌های پیچیده و زمان‌بر در حوزه ارزیابی عملکرد انرژی ساختمان‌ها باشند. استفاده از این رویکرد نه تنها موجب تسهیل فرایند طراحی و بهینه‌سازی سیستم‌های تهویه مطبوع می‌شود، بلکه به مهندسان و طراحان این امکان را می‌دهد تا با صرفه‌جویی در زمان و هزینه، به نتایج دقیقی در زمینه نیازهای انرژی دست یابند.

در نتیجه، می‌توان گفت مدل فازی تسکی-سوگنو با تنظیمات بهینه، یک ابزار مؤثر و دقیق در برآورد بارهای حرارتی و سرمایشی ساختمان‌ها محسوب می‌شود. این یافته‌ها می‌تواند پایه‌ای برای تحقیقات آتی و توسعه مدل‌های پیشرفته‌تر در حوزه بهبود کارایی انرژی ساختمان‌ها باشد.

**پیوست‌ها**

در این بخش، مطالب تکمیلی و مستندات پشتیبان ارائه می‌شود که شامل موارد زیر است:

* **کدهای پیاده‌سازی:**  
  تمامی اسکریپت‌های پایتون مورد استفاده در مراحل پیش‌پردازش داده‌ها، آموزش مدل فازی تسکی-سوگنو، بهینه‌سازی پارامترها و ارزیابی عملکرد مدل به همراه توضیحات لازم ارائه شده‌اند. این کدها به تفصیل نحوه‌ی استفاده از کتابخانه‌هایی مانند NumPy، Pandas، Scikit-Learn، SciPy و Seaborn را توضیح می‌دهند.
* **جداول و نمودارهای نتایج:**  
  جداول حاوی میانگین RMSE، بهترین RMSEو همچنین اهمیت ویژگی‌ها در پیش‌بینی بارهای حرارتی و سرمایشی در این بخش آورده شده است.
* **قواعد استخراج‌شده:**  
  نمونه‌ای از قوانین فازی استخراج‌شده به صورت «IF ... THEN ...» که شامل مرکز قاعده، مقدار بهینه‌شده σ و ضرایب مدل رگرسیون چندجمله‌ای مربوطه می‌باشد، در این بخش درج شده‌اند.

Sample Rule for best output :

|  |
| --- |
| Rule 1: IF X is near [-0.04 -0.12 2.25 -1.2 1. -0.08 0.07 -0.01] (σ = 0.49) THEN y = (-1965981.79) + (-5993213.42) + (-4368475.13) + (-1685927.39) + (-3445636.87) + (-1638874.28) + (-1.25) + (1.10) + (0.12) + (-4914415.57) + (-3076541.58) + (-6764168.06) + (266752.43) + (3222547.44) + (11.96) + (3.36) + (-6.44) + (-539872.16) + (-631260.92) + (-221577.86) + (-954191.79) + (9.04) + (2.05) + (-4.97) + (-1788379.43) + (248144.68) + (4549127.56) + (2.49) + (1.08) + (-1.04) + (-335912.48) + (-3127505.08) + (7.61) + (1.43) + (-4.34) + (-1965997.97) + (6.06) + (1.68) + (-3.83) + (-0.05) + (-0.15) + (-0.62) + (-0.10) + (0.01 (0.42) |