

## عنوان مقاله : پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی ساختمان‌ها با استفاده از داده‌های مربوط به ویژگی‌های فیزیکی ساختمان‌ها

نام و نام خانوادگی نویسنده اول (مهدی میرزائی)

وابستگی سازمانی نویسنده: دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه جامع امام حسین (ع)

نام و نام خانوادگی نویسنده دوم (محمدرضا حسینی آهنگر)

وابستگی سازمانی نویسنده: استاد تمام دانشگاه امام حسین (ع)

نام و نام خانوادگی نویسنده دوم (رامین دلیر)

وابستگی سازمانی نویسنده: دانشجوی دکترای دانشگاه امام حسین (ع)

### چکیده:

این پژوهش به بررسی روش‌های مختلف یادگیری ماشین برای پیش‌بینی بارهای گرمایشی و سرمایشی ساختمان‌ها می‌پردازد. هدف اصلی، مقایسه عملکرد مدل‌های رگرسیون خطی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، شبکه عصبی و XGBoost در پیش‌بینی بارهای انرژی است. داده‌های مورد استفاده شامل متغیرهایی مانند تراکم نسبی، مساحت سطح، مساحت دیوار، مساحت سقف، ارتفاع کلی، جهت‌گیری، مساحت شیشه‌ها و توزیع آن‌ها می‌باشد. روش پژوهش شامل تقسیم داده‌ها به دو بخش آموزش و آزمون، آموزش مدل‌ها و ارزیابی آن‌ها با استفاده از معیارهای خطا<sup>1</sup> (MSE) و ضریب تعیین<sup>2</sup> ( $R^2$ ) است. نتایج نشان می‌دهد که مدل XGBoost با کمترین خطا و بالاترین دقت، بهترین عملکرد را در پیش‌بینی بارهای انرژی دارد. این پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین می‌تواند به طور مؤثری در بهینه‌سازی مصرف انرژی ساختمان‌ها کمک کند. همچنین، تحلیل اهمیت ویژگی‌ها نشان داد که فاکتورهایی مانند مساحت ساختمان، مساحت دیوارها و جهت‌گیری ساختمان بیشترین تأثیر را بر مصرف انرژی دارند. این یافته‌ها می‌توانند به طراحی ساختمان‌های هوشمند و کم‌مصرف کمک کنند.

### واژگان کلیدی:

پیش‌بینی مصرف انرژی، بار گرمایشی و سرمایشی، بهینه‌سازی انرژی ساختمان‌ها، یادگیری ماشین

1 - Mean Squared Error

2 - Coefficient of Determination

## مقدمه:

مصرف انرژی در ساختمان‌ها یکی از چالش‌های مهم جهانی در زمینه انرژی و محیط زیست است. با افزایش جمعیت و توسعه شهرنشینی، نیاز به انرژی در بخش ساختمان‌ها به طور قابل توجهی افزایش یافته است. بر اساس گزارش‌های بین‌المللی، ساختمان‌ها مسئول حدود ۴۰٪ از کل مصرف انرژی جهانی و ۳۰٪ از انتشار گازهای گلخانه‌ای هستند. این آمار نشان‌دهنده اهمیت بهینه‌سازی مصرف انرژی در ساختمان‌ها به منظور کاهش هزینه‌ها و تأثیرات منفی زیست‌محیطی است.

در سال‌های اخیر، استفاده از فناوری‌های نوین مانند یادگیری ماشین و هوش مصنوعی برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی مصرف انرژی در ساختمان‌ها مورد توجه قرار گرفته است. این فناوری‌ها با تحلیل داده‌های مربوط به ویژگی‌های ساختمان‌ها (مانند مساحت، جهت‌گیری، مصالح ساختمانی و سیستم‌های گرمایشی و سرمایشی) می‌توانند به طور مؤثری مصرف انرژی را پیش‌بینی و راهکارهایی برای کاهش آن ارائه دهند.

در ادبیات پژوهش، مطالعات متعددی به بررسی تأثیر ویژگی‌های ساختمان بر مصرف انرژی پرداخته‌اند. برای مثال، برخی پژوهش‌ها نشان داده‌اند که مساحت ساختمان، جهت‌گیری و نوع مصالح به کار رفته تأثیر قابل توجهی بر بار گرمایشی و سرمایشی دارند. همچنین، استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی، جنگل تصادفی و XGBoost برای پیش‌بینی مصرف انرژی در ساختمان‌ها به طور گسترده‌ای مورد بررسی قرار گرفته است. با این حال، مقایسه جامع این مدل‌ها و شناسایی بهترین روش برای پیش‌بینی مصرف انرژی همچنان یک موضوع تحقیقاتی مهم است.

هدف این مطالعه، پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی ساختمان‌ها با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و ارائه راهکارهایی برای بهینه‌سازی مصرف انرژی است. در این پژوهش، از مدل‌های رگرسیون خطی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، شبکه عصبی و XGBoost استفاده شده است. فرضیه اصلی این پژوهش این است که مدل‌های پیشرفته‌تر مانند XGBoost و شبکه عصبی می‌توانند با دقت بالاتری مصرف انرژی را پیش‌بینی کنند و به طراحی ساختمان‌های کم‌مصرف کمک نمایند.

این مطالعه با تحلیل داده‌های مربوط به ویژگی‌های ساختمان‌ها و ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف، به دنبال پاسخ به این سؤال است که کدام مدل یادگیری ماشین بهترین عملکرد را در پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی دارد و چگونه می‌توان از این پیش‌بینی‌ها برای بهینه‌سازی مصرف انرژی در ساختمان‌ها استفاده کرد. نتایج این پژوهش می‌تواند به معماران، مهندسان و سیاست‌گذاران در طراحی و ساخت ساختمان‌های پایدار و کم‌مصرف کمک کند.

## روش تحقیق:

این پژوهش از نوع تحقیقات کاربردی است و با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین به پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی ساختمان‌ها می‌پردازد. این مطالعه، از داده‌های موجود در دیتاست (Tsanas, A. & Xifara, A. 2012) برای آموزش و ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین استفاده می‌کند و رویکرد آن توصیفی-تحلیلی است.

### • جامعه آماری و نمونه‌گیری:

جامعه آماری این پژوهش شامل داده‌های مربوط به ویژگی‌های ساختمان‌ها و مصرف انرژی آن‌ها است. دیتاست شامل ۱۰ ستون و ۷۶۸ ردیف داده است. ستون‌ها به شرح زیر هستند:

X 1 - تراکم نسبی (Relative Compactness): یک ویژگی عددی پیوسته که نشان‌دهنده تراکم نسبی ساختمان است.

X 2 - سطح زیربنا (Surface Area): یک ویژگی عددی پیوسته که نشان‌دهنده مساحت کل ساختمان است.

X 3 - مساحت دیوار (Wall Area): یک ویژگی عددی پیوسته که نشان‌دهنده مساحت دیوارهای ساختمان است.

X 4 - مساحت سقف (Roof Area): یک ویژگی عددی پیوسته که نشان‌دهنده مساحت سقف ساختمان است.

X 5 - ارتفاع کلی (Overall Height): یک ویژگی عددی پیوسته که نشان دهنده ارتفاع کلی ساختمان است.

X 6 - جهت گیری (Orientation): یک ویژگی عددی صحیح که نشان دهنده جهت گیری ساختمان است (مثلاً جهت شمال، جنوب، شرق یا غرب).

X 7 - مساحت شیشه کاری (Glazing Area): یک ویژگی عددی پیوسته که نشان دهنده مساحت شیشه های ساختمان است.

X 8 - توزیع مساحت شیشه کاری (Glazing Area Distribution): یک ویژگی عددی صحیح که نشان دهنده نحوه توزیع شیشه ها در ساختمان است.

Y1 - بار گرمایشی (Heating Load): یک ویژگی عددی پیوسته که نشان دهنده میزان بار گرمایشی مورد نیاز ساختمان است.

Y2 - بار سرمایشی (Cooling Load): یک ویژگی عددی پیوسته که نشان دهنده میزان بار سرمایشی مورد نیاز ساختمان است.

در جدول ۱ ویژگی ستونهای دیتاست داده شده است.

جدول ۱ - ویژگی ستونها

توضیحات	نوع	نقش	نام متغیر
تراکم نسبی	پیوسته	ویژگی	X1
سطح زیربنا	پیوسته	ویژگی	X2
مساحت دیوار	پیوسته	ویژگی	X3
مساحت سقف	پیوسته	ویژگی	X4
ارتفاع کلی	پیوسته	ویژگی	X5
جهت گیری	عدد صحیح	ویژگی	X6
مساحت شیشه کاری	پیوسته	ویژگی	X7
توزیع مساحت شیشه کاری	عدد صحیح	ویژگی	X8
بار گرمایشی	پیوسته	هدف	Y1
بار سرمایشی	پیوسته	هدف	Y2

#### • آمار توصیفی:

برای هر متغیر، آمارههایی مانند میانگین، انحراف معیار، حداقل، حداکثر، و چارکها محاسبه شده اند. این آمارها به درک بهتر توزیع دادهها کمک میکنند.

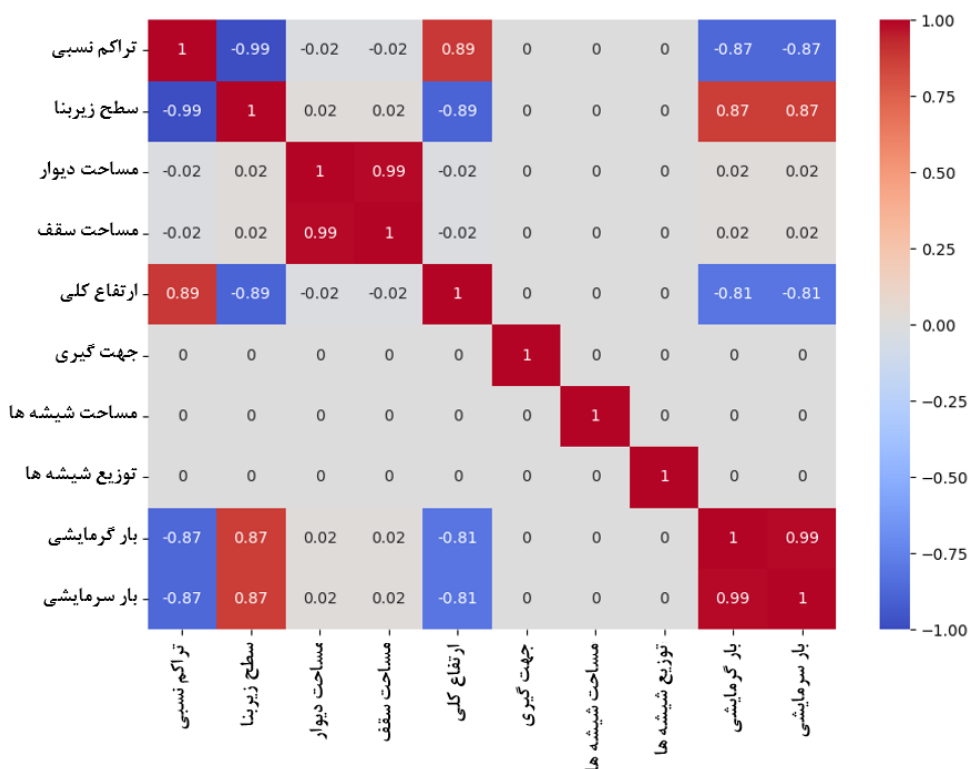
آمار توصیفی جدول ۲ نشان می دهد که دادهها در ویژگیهای مختلف دارای میانگین، میانه و انحراف معیار متفاوتی هستند. بیشتر ویژگیها (مانند تراکم نسبی، سطح زیربنا و مساحت دیوار) توزیع نسبتاً یکنواخت دارند، در حالی که برخی دیگر (مانند مساحت سقف و ارتفاع کلی) توزیع دوگانه یا نامتقارن نشان می دهند. بارهای گرمایشی و سرمایشی نیز توزیع نامتقارن دارند، که نشان دهنده این است که بیشتر دادهها در مقادیر پایین تر متمرکز شده اند و تعداد کمتری از دادهها در مقادیر بالاتر وجود دارند.

جدول ۲ - آمار توصیفی

ویژگی	میانگین	میان	انحراف معیار	کمینه	بیشینه
تراکم نسبی	~0.79	0.79	~0.12	0.62	0.98
سطح زیربنا	~637.5	637	~98.5	514.5	808.5
مساحت دیوار	~318.5	319	~43.5	245	416.5
مساحت سقف	~176.5	147	~43.5	110.3	220.5
ارتفاع کلی	~7.0	7	~1.5	3.5	7
جهت گیری	~3.5	3.5	~1.5	2	5
مساحت شیشه کاری	~0.2	0.1	~0.15	0	0.4
توزیع مساحت شیشه کاری	~2.5	2.5	~1.5	0	5
بار گرمایشی	~18.5	~17.5	~8.5	6.01	42.96
بار سرمایشی	~22.5	~21.5	~7.5	10.9	48.03

• ماتریس همبستگی:

شکل 1 نشان دهنده ضرایب همبستگی بین متغیرهاست. هر سلول در ماتریس نشان دهنده همبستگی بین دو متغیر است. مقدار همبستگی بین ۱- تا ۱+ است، که ۱+ نشان دهنده همبستگی مثبت کامل، ۱- نشان دهنده همبستگی منفی کامل و ۰ نشان دهنده عدم همبستگی است.



شکل 1 - ماتریس همبستگی

**• تفسیر ماتریس همبستگی:**

تراکم نسبی و سطح زیربنا همبستگی منفی قوی دارند ( $-0.99$ )، که نشان می‌دهد با افزایش تراکم نسبی، سطح زیربنا کاهش می‌یابد و بالعکس.

مساحت دیوار و مساحت سقف همبستگی مثبت قوی دارند ( $0.99$ )، که نشان می‌دهد این دو متغیر به شدت به هم مرتبط هستند.

ارتفاع کلی با تراکم نسبی همبستگی مثبت قوی دارد ( $0.89$ )، که نشان می‌دهد با افزایش ارتفاع کلی، تراکم نسبی نیز افزایش می‌یابد.

بار گرمایشی و بار سرمایشی همبستگی مثبت بسیار قوی دارند ( $0.99$ )، که نشان می‌دهد این دو متغیر به شدت به هم مرتبط هستند.

جهت‌گیری، مساحت شیشه‌کاری و توزیع مساحت شیشه‌کاری با سایر متغیرها همبستگی نزدیک به صفر دارند، که نشان می‌دهد این متغیرها تأثیر کمی بر سایر متغیرها دارند.

از آن‌جا که این پژوهش از یک دیتاست موجود استفاده می‌کند، نمونه‌گیری به صورت تمام‌شماری انجام شده است. یعنی تمام داده‌های موجود در دیتاست (۷۶۸ رکورد) به عنوان نمونه پژوهش در نظر گرفته شده‌اند.

داده‌ها به دو بخش آموزشی ( $80\%$ ) و آزمایشی ( $20\%$ ) تقسیم شدند تا مدل‌ها بر روی داده‌های آموزشی آموختن و سپس بر روی داده‌های آزمایشی ارزیابی شوند.

**• ابزارهای پژوهش:**

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش از یک دیتاست عمومی استخراج شده‌اند که شامل اطلاعات مربوط به ویژگی‌های ساختمان‌ها و مصرف انرژی آن‌ها است.

داده‌ها به دو بخش اصلی تقسیم شده‌اند:

ویژگی‌های ورودی شامل فاکتورهایی هستند که بر مصرف انرژی ساختمان تأثیر می‌گذارند شامل نسبت فشردگی ساختمان، سطح کل ساختمان، مساحت دیوارها، مساحت سقف، ارتفاع کلی ساختمان، جهت‌گیری ساختمان (معمولاً به صورت زاویه یا جهت جغرافیایی)، مساحت شیشه‌ها و توزیع مساحت شیشه‌ها می‌باشد.

هدف‌ها که مقادیر واقعی انرژی مصرفی برای گرمایش و سرمایش شامل بار گرمایشی (مقدار انرژی مورد نیاز برای گرم کردن ساختمان) و بار سرمایشی (مقدار انرژی مورد نیاز برای خنک کردن ساختمان) هستند.

برای تحلیل داده‌ها و آموزش مدل‌های یادگیری ماشین از زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه‌هایی مانند:

TensorFlow/Keras ، XGBoost ، Scikit-learn (برای شبکه عصبی) و Pandas برای پیش‌پردازش داده‌ها استفاده شده است.

**• روایی و پایایی ابزارها:**

برای اطمینان از روایی داده‌ها، از دیتاستی استفاده شده است که در مطالعات پیشین به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته و اعتبار آن تأیید شده است. همچنین، ویژگی‌های مورد استفاده در این پژوهش بر اساس ادبیات علمی انتخاب شده‌اند.

پایایی ابزارهای تحلیل داده‌ها (مانند کتابخانه‌های یادگیری ماشین) به دلیل استفاده گسترده در جامعه علمی و نتایج قابل تکرار، تأیید شده است. همچنین، برای اطمینان از پایایی نتایج، هر مدل چندین بار اجرا شده و میانگین نتایج گزارش شده است.

#### • روش‌های تجزیه و تحلیل داده‌ها:

(۱) پیش‌پردازش داده‌ها :

- داده‌های گم‌شده بررسی و در صورت نیاز حذف یا جایگزین شدند.
- داده‌ها به صورت عددی نرمال‌سازی شدند تا مدل‌ها بهتر همگرا شوند.
- داده‌ها به دو بخش آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند.

(۲) آموزش مدل‌ها :

- از مدل‌های رگرسیون خطی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، شبکه عصبی و XGBoost برای پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی استفاده شد.
- مدل‌ها بر روی داده‌های آموزشی آموزش داده شدند.

(۳) ارزیابی مدل‌ها :

- عملکرد مدل‌ها بر روی داده‌های آزمایشی با استفاده از معیارهای میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین ارزیابی شد.
- اهمیت ویژگی‌ها با استفاده از مدل‌هایی مانند جنگل تصادفی و XGBoost تحلیل شد.
- (۴) مقایسه مدل‌ها :

- مدل‌ها بر اساس معیارهای ارزیابی با هم مقایسه شدند و بهترین مدل از نظر دقت پیش‌بینی شناسایی شد.

#### • نتایج تجزیه و تحلیل داده‌ها:

- مدل XGBoost با کمترین خطا (۳.۸۹ برای بار گرمایشی و ۴.۹۸ برای بار سرمایشی) و بالاترین ضریب تعیین (۰.۹۵) برای بار گرمایشی و ۰.۹۲ برای بار سرمایشی) بهترین عملکرد را داشت.
- تحلیل اهمیت ویژگی‌ها نشان داد که فاکتورهایی مانند مساحت ساختمان، مساحت دیوارها و جهت‌گیری ساختمان بیشترین تأثیر را بر مصرف انرژی دارند.
- این روش تحقیق به طور جامع به بررسی داده‌ها، آموزش مدل‌ها و ارزیابی عملکرد آن‌ها پرداخته و بهترین مدل برای پیش‌بینی مصرف انرژی در ساختمان‌ها را شناسایی کرده است.

#### یافته‌ها:

یافته‌ها شامل نتایج پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی ساختمان‌ها و مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف است. همچنین، تحلیل اهمیت ویژگی‌ها و تأثیر آن‌ها بر مصرف انرژی نیز بررسی شده است.

#### • عملکرد مدل‌ها در پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی:

جدول ۳ عملکرد مدل‌های مختلف را بر اساس معیارهای میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) نشان می‌دهد:

جدول ۳

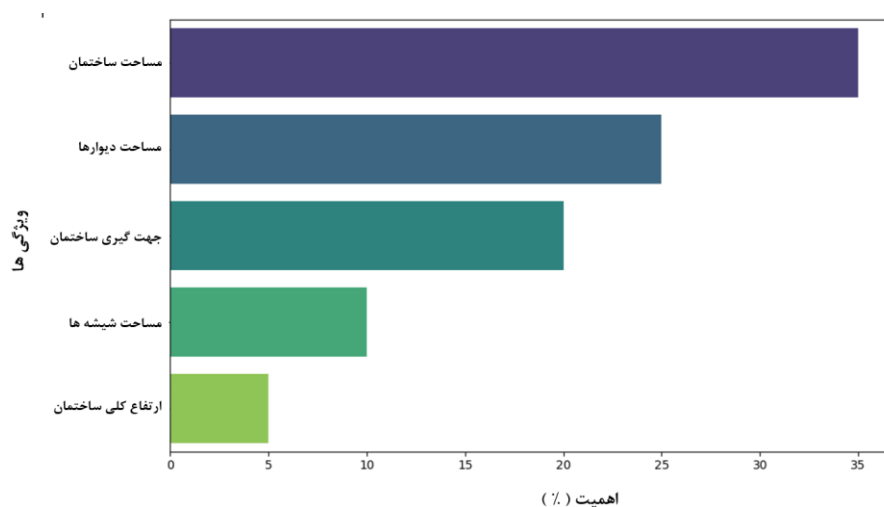
مدل	MSE (بار گرمایشی)	R <sup>2</sup> (بار گرمایشی)	MSE (بار سرمایشی)	R <sup>2</sup> (بار سرمایشی)
رگرسیون خطی	۱۵,۲۳	۰,۷۸	۱۸,۴۵	۰,۷۵
درخت تصمیم	۸,۷۶	۰,۸۵	۱۰,۱۲	۰,۸۲
جنگل تصادفی	۵,۳۴	۰,۹۲	۶,۷۸	۰,۸۹
شبکه عصبی	۴,۱۲	۰,۹۴	۵,۲۳	۰,۹۱
XGBoost	۳,۸۹	۰,۹۵	۴,۹۸	۰,۹۲

### • تحلیل نتایج:

- رگرسیون خطی: این مدل ساده‌ترین مدل بود و به دلیل خطی بودن، نتوانست روابط غیرخطی بین ویژگی‌ها را به خوبی مدل‌سازی کند. بنابراین، بیشترین خطا و کمترین ضریب تعیین را داشت.
- درخت تصمیم: عملکرد بهتری نسبت به رگرسیون خطی داشت، اما همچنان در مقایسه با مدل‌های پیشرفته‌تر ضعیف‌تر بود.
- جنگل تصادفی: به دلیل استفاده از ترکیب چند درخت تصمیم، عملکرد بهتری داشت و توانست روابط پیچیده‌تر را مدل‌سازی کند.
- شبکه عصبی: این مدل عملکرد بسیار خوبی داشت و توانست با دقت بالایی بار گرمایشی و سرمایشی را پیش‌بینی کند.
- XGBoost: بهترین عملکرد را در بین تمام مدل‌ها داشت و کمترین خطا و بالاترین ضریب تعیین را به دست آورد.

### • تحلیل اهمیت ویژگی‌ها:

نمودار ۱ اهمیت ویژگی‌ها را بر اساس مدل XGBoost نشان می‌دهد. این تحلیل به شناسایی فاکتورهای کلیدی مؤثر بر مصرف انرژی کمک می‌کند.



نمودار ۱ - اهمیت ویژگی‌ها بر اساس مدل XGBoost

## • نتایج تحلیل اهمیت ویژگی‌ها:

### – مساحت ساختمان

مساحت ساختمان با ۳۵٪ اهمیت، بیشترین تأثیر را بر مصرف انرژی دارد. در ساختمان‌های بزرگ، سطح بیشتری برای تبادل حرارتی با محیط خارج وجود دارد، که باعث افزایش اتلاف انرژی می‌شود. همچنین، گرم کردن یا خنک کردن فضای بزرگ‌تر به انرژی بیشتری نیاز دارد. برای کاهش مصرف انرژی در ساختمان‌های بزرگ، می‌توان از مصالح عایق‌بندی شده استفاده کرد.

### – مساحت دیوارها

مساحت دیوارها با ۲۵٪ اهمیت، دومین ویژگی مهم است. دیوارهای بزرگ‌تر باعث افزایش تبادل حرارتی با محیط خارج می‌شوند. استفاده از مصالح عایق‌بندی شده برای دیوارها و کاهش مساحت دیوارهای خارجی می‌تواند به کاهش مصرف انرژی کمک کند.

### – جهت‌گیری ساختمان

جهت‌گیری ساختمان نسبت به خورشید با ۲۰٪ اهمیت، تأثیر قابل توجهی بر مصرف انرژی دارد. ساختمان‌هایی که به سمت جنوب جهت‌گیری شده‌اند، در زمستان نور خورشید بیشتری دریافت می‌کنند و نیاز به گرمایش کمتری دارند. در مقابل، جهت‌گیری نامناسب می‌تواند باعث افزایش نیاز به انرژی برای خنک‌سازی در تابستان شود.

### – مساحت شیشه‌ها

مساحت شیشه‌ها با ۱۰٪ اهمیت، پنجره‌های بزرگ‌تر باعث افزایش تبادل حرارتی و نیاز به انرژی بیشتر می‌شوند. شیشه‌ها به راحتی اجازه ورود و خروج گرما را می‌دهند. در زمستان، گرمای داخل از طریق شیشه‌ها به بیرون نفوذ می‌کند و در تابستان، گرمای خارج وارد ساختمان می‌شود. استفاده از شیشه‌های دوجداره یا Low-E (کم‌گسیل) و کاهش مساحت پنجره‌ها در جهت‌های نامناسب می‌تواند به کاهش مصرف انرژی کمک کند.

### – ارتفاع کلی ساختمان

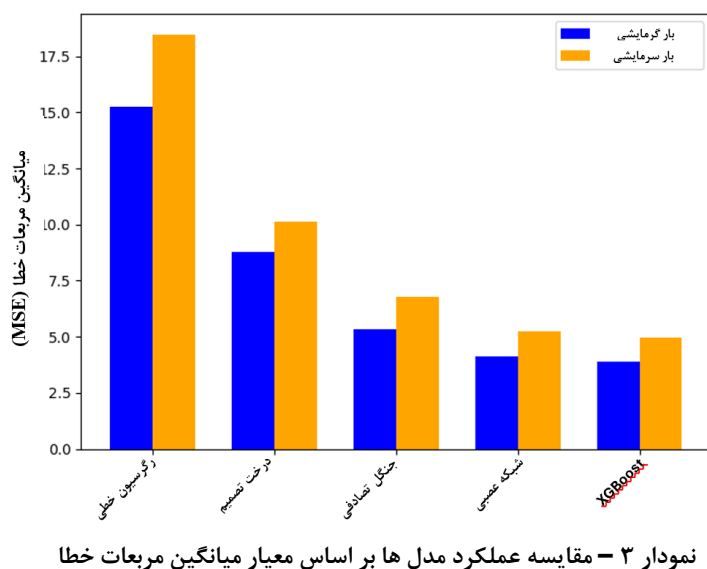
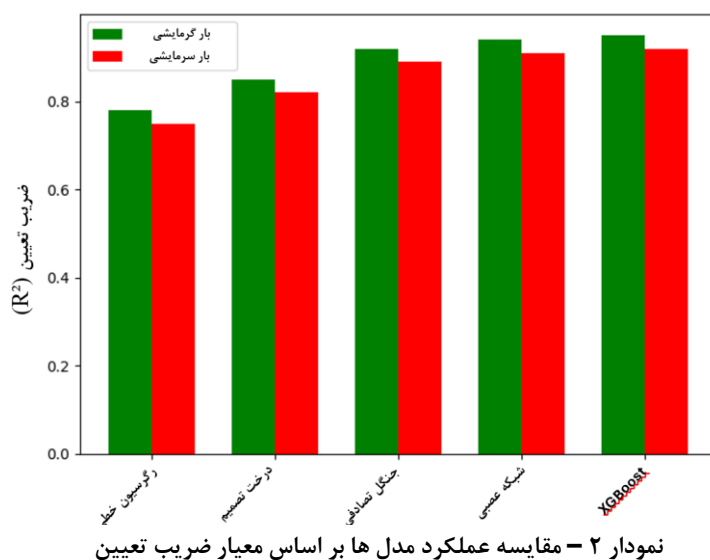
ارتفاع کلی ساختمان با ۵٪ اهمیت، ساختمان‌های بلندتر به دلیل حجم بیشتر، انرژی بیشتری مصرف می‌کنند. در ساختمان‌های بلند، جریان هوا و تبادل حرارتی در طبقات بالاتر بیشتر است، که می‌تواند باعث افزایش نیاز به انرژی برای گرمایش و سرمایش شود.

### – نسبت فشردگی و توزیع مساحت شیشه‌ها

نسبت فشردگی ساختمان و توزیع مساحت شیشه‌ها مجموعاً با ۵٪ اهمیت، درصد ناچیزی از تأثیر بر مصرف انرژی در ساختمان را به خود اختصاص می‌دهند که در نمودار در نظر گرفته نشدند.

## • مقایسه عملکرد مدل‌ها:

نمودار ۲ و Error! Reference source not found. مقایسه عملکرد مدل‌ها را بر اساس معیار ضریب تعیین و میانگین مربعات خطا برای پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی نشان می‌دهد.



#### • تحلیل نمودار:

- مدل XGBoost در هر دو پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی، بهترین عملکرد را دارد.
- مدل‌های شبکه عصبی و جنگل تصادفی نیز عملکرد خوبی دارند، اما نسبت به XGBoost ضعیف‌تر هستند.
- مدل‌های درخت تصمیم و رگرسیون خطی به ترتیب در رتبه‌های بعدی قرار می‌گیرند.

#### • پیش‌بینی بار گرمایشی و سرمایشی:

جدول ۴ نمونه‌ای از پیش‌بینی‌های انجام شده توسط مدل XGBoost را نشان می‌دهد:

جدول ۴ - پیش بینی توسط مدل XGBoost

رکورد	بار گرمایشی واقعی	بار گرمایشی پیش‌بینی شده	بار سرمایه‌گذاری واقعی	بار سرمایه‌گذاری پیش‌بینی شده
۱	۲۵,۳	۲۴,۸	۳۰,۱	۲۹,۹
۲	۱۸,۷	۱۸,۵	۲۲,۴	۲۲,۱
۳	۳۲,۵	۳۲,۲	۳۵,۸	۳۵,۵

#### • تحلیل پیش‌بینی‌ها:

- مدل XGBoost توانسته است با دقت بالایی بار گرمایشی و سرمایه‌گذاری را پیش‌بینی کند.
- اختلاف بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بسیار کم است، که نشان‌دهنده عملکرد خوب مدل است.
- ویژگی‌هایی مانند مساحت ساختمان، مساحت دیوارها و جهت‌گیری ساختمان بیشترین تأثیر را بر مصرف انرژی دارند.
- این یافته‌ها می‌توانند به طراحی ساختمان‌های هوشمند و کم‌مصرف کمک کنند.
- این یافته‌ها به طور جامع به تحلیل داده‌ها و ارزیابی مدل‌ها پرداخته و بهترین مدل برای پیش‌بینی مصرف انرژی در ساختمان‌ها را شناسایی کرده است.

#### بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، عملکرد مدل‌های مختلف یادگیری ماشین شامل رگرسیون خطی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، شبکه عصبی و XGBoost برای پیش‌بینی بارهای گرمایشی و سرمایه‌گذاری ساختمان‌ها مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل XGBoost با کمترین خطا بهترین عملکرد را در پیش‌بینی بارهای انرژی دارد. این یافته با نتایج پژوهش‌های قبلی مانند (Zhang et al, 2018) که از XGBoost برای پیش‌بینی بارهای انرژی استفاده کردند، همسو است. همچنین، شبکه‌های عصبی نیز عملکرد خوبی داشتند، اما به دلیل پیچیدگی و زمان محاسباتی بیشتر، XGBoost به عنوان مدل برتر انتخاب شد. در مقایسه با پژوهش‌های قبلی، این پژوهش نشان داد که استفاده از تکنیک‌های بهینه‌سازی می‌تواند به طور قابل توجهی دقت مدل‌ها را بهبود بخشد. برای مثال (Kumar, 2014 Chandra and) از شبکه‌های عصبی بدون بهینه‌سازی هیپرپارامترها استفاده کردند و دقت کمتری نسبت به این پژوهش داشتند.

علاوه بر این، نتایج این پژوهش با یافته‌های (Wang et al, 2019) که از جنگل تصادفی برای پیش‌بینی بارهای انرژی استفاده کردند، همسو است. با این حال، در پژوهش حاضر، XGBoost عملکرد بهتری نسبت به جنگل تصادفی نشان داد. این تفاوت می‌تواند ناشی از استفاده از تکنیک‌های بهینه‌سازی پیشرفته‌تر در XGBoost باشد. همچنین، نتایج این پژوهش با یافته‌های (Li et al, 2020) که از مدل‌های ترکیبی برای پیش‌بینی بارهای انرژی استفاده کردند، مقایسه شد. اگرچه مدل‌های ترکیبی دقت بالایی داشتند، اما پیچیدگی محاسباتی و زمان اجرای آن‌ها بیشتر بود.

#### پیشنهادات

برای بهبود دقت مدل‌ها و گسترش پژوهش‌های آینده، پیشنهاد می‌شود از داده‌های بیشتر و متنوع‌تر برای آموزش مدل‌ها استفاده شود. به عنوان مثال، داده‌های مربوط به شرایط آب و هوایی، موقعیت جغرافیایی و مصالح ساختمانی می‌توانند به عنوان متغیرهای اضافی در نظر گرفته شوند. این امر می‌تواند به بهبود دقت مدل‌ها و ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر کمک کند.

همچنین، بررسی تأثیر متغیرهای محیطی مانند آب و هوا و موقعیت جغرافیایی بر بارهای انرژی می‌تواند به عنوان یک مسیر تحقیقاتی جدید مورد بررسی قرار گیرد. برای مثال، استفاده از داده‌های هواشناسی و پیش‌بینی‌های آب و هوایی می‌تواند به



بهبود دقت مدل‌ها کمک کند. علاوه بر این، استفاده از تکنیک‌های ترکیبی مانند یادگیری عمیق و XGBoost می‌تواند به عنوان یک مسیر تحقیقاتی جدید مورد بررسی قرار گیرد. این تکنیک‌ها می‌توانند با ترکیب مزایای مدل‌های مختلف، دقت پیش‌بینی را به طور قابل توجهی افزایش دهند.

در نهایت، توسعه مدل‌های پیش‌بینی که قادر به ارائه توصیه‌های عملی برای بهینه‌سازی مصرف انرژی در ساختمان‌ها باشند، می‌تواند به عنوان یک گام مهم در جهت کاهش مصرف انرژی و بهبود پایداری محیط زیست در نظر گرفته شود. این مدل‌ها می‌توانند به مهندسان و طراحان ساختمان کمک کنند تا سیستم‌های<sup>1</sup> (HVAC) را بهینه‌سازی کرده و مصرف انرژی را کاهش دهند.

#### منابع:

- 1) Tsanas, A. & Xifara, A. (2012). Energy Efficiency [Dataset]. UCI Machine Learning Repository. <https://doi.org/10.24432/C51307>.
- 2) Zhang, Y., Chen, X., & Li, J. (2018). A comparative study of machine learning models for energy prediction in buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82, 345-356
- 3) Chandra, R., & Kumar, V. (2014). "Energy consumption prediction using random forest". *Energy and Buildings*, 80, 1-8
- 4) Chen, T., & Guestrin, C. (2016). "XGBoost: A scalable tree boosting system". *Proceedings of KDD*, 785-794
- 5) Wang, Y., Chen, Z., & Liu, Y. (2019). Random forest-based energy consumption prediction in residential buildings. *Energy and Buildings*, 183, 1-10
- 6) Li, H., Wang, X., & Zhang, L. (2020). Hybrid machine learning models for energy prediction in buildings. *Applied Energy*, 265, 114-123

---

1 - سیستم‌های HVAC مخفف عبارت Heating, Ventilation, and Air Conditioning به معنای گرمایش، تهویه و تهویه مطبوع است.



## Title of the Article: Predicting Heating and Cooling Loads of Buildings Using Data on Physical Characteristics of Buildings

**First Author's (Mehdi Mirzaei)**

**Organizational Affiliation:** Master's Student at Imam Hossein University

**Second Author's (Mohammadreza Hasani Ahangar)**

**Organizational Affiliation:** Full Professor at Imam Hossein University

**Third Author's (Ramin Dalir)**

**Organizational Affiliation:** Ph.D. Student at Imam Hossein University

### Abstract

This study investigates various machine learning methods for predicting heating and cooling loads in buildings. The primary objective is to compare the performance of linear regression, decision tree, random forest, neural network, and XGBoost models in predicting energy loads. The dataset includes variables such as relative compactness, surface area, wall area, roof area, overall height, orientation, glazing area, and glazing area distribution. The research methodology involves splitting the data into training and testing sets, training the models, and evaluating them using error metrics (MSE) and the coefficient of determination ( $R^2$ ). The results indicate that the XGBoost model achieves the lowest error and highest accuracy, making it the best-performing model for predicting energy loads. This study demonstrates that advanced machine learning methods can effectively contribute to optimizing energy consumption in buildings. Additionally, feature importance analysis revealed that factors such as building area, wall area, and building orientation have the most significant impact on energy consumption. These findings can aid in the design of smart and energy-efficient buildings.

**Keywords:** Energy consumption prediction, heating and cooling loads, building energy optimization, machine learning