



Semnan University

# Journal of Modeling in Engineering

Journal homepage: <https://modelling.semnan.ac.ir/>

ISSN: 2783-2538



## Research Article

# Determination of Effective Parameters on Flat Plate Collector Performance Using Machine Learning Method

Mahtab Salimi <sup>a,\*</sup>, Saadat Zirak <sup>a,\*</sup>

<sup>a</sup> Faculty of Mechanical Engineering, Semnan University, Semnan, Iran

### PAPER INFO

#### **Paper history:**

Received: 2025-09-06

Revised: 2025-11-23

Accepted: 2025-12-22

#### **Keywords:**

Flat plate collector;  
Performance;  
Machine learning;  
Efficiency;  
Random forest;  
Decision tree.

### ABSTRACT

In this paper, first, analytical relationships of flat plate collector absorption rate and solar-to-thermal energy efficiency are presented. For the considered collector, without the use of cooling water, the collector stagnation temperature is 132.5 degrees Celsius (absorber plate temperature) and by entering the cooling water of one liter per minute, the absorber plate temperature decreases to 33 degrees Celsius and the collector efficiency reaches to 77%. To predict the collector efficiency, three machine learning models were used: linear, random forest, and decision tree. Seven parameters of solar radiation intensity, collector tilt angle, wind speed, pipe diameter, number of pipes, ambient temperature, and cooling water flow rate, were selected as input parameters. Comparison of the predicted efficiency with actual values showed that the linear model has a weaker evaluation than the other two models. The random forest and decision tree models perform prediction with almost equal ability and high accuracy (the random forest model predicts negligibly better than the decision tree model). In addition, among the input parameters, changes in collector tilt angle, solar radiation and wind speed insignificantly affects the efficiency. The cooling water flow rate has the greatest effect. The pipe diameter, ambient temperature and the number of the tubes, have a moderate effect.

DOI: <https://doi.org/10.22075/jme.2025.38847.2897>

© 2026 Published by Semnan University Press.

This is an open access article under the CC-BY 4.0 license. (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

\* Corresponding author.

E-mail address: [s\\_zirak@semnan.ac.ir](mailto:s_zirak@semnan.ac.ir)

### How to cite this article:

S. Zirak and M. Salimi, "Determination of Effective Parameters on Flat Plate Collector Performance Using Machine Learning Method," Journal of Modeling in Engineering, 24 85 (2026): 53-65, doi: 10.22075/jme.2025.38847.2897

## تعیین پارامترهای موثر بر عملکرد کلکتور خورشیدی صفحه تخت با استفاده از روش یادگیری ماشین

مهتاب سلیمی<sup>۱</sup>، سعادت زیرک<sup>۱\*</sup>

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۰۶/۱۵	
بازنگری مقاله: ۱۴۰۴/۰۹/۰۲	
پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۱۰/۰۱	
<b>واژگان کلیدی:</b>	
کلکتور صفحه تخت، عملکرد، یادگیری ماشین، راندمان، جنگل تصادفی، درخت تصمیم.	در این مقاله، ابتدا روابط تحلیلی میزان جذب و راندمان تبدیل خورشیدی به حرارتی یک کلکتور خورشیدی آورده شده است. برای کلکتور در نظر گرفته شده، بدون استفاده از آب خنک‌کننده، دمای سکون کلکتور ۱۳۲.۵ درجه سانتیگراد می‌باشد (دمای صفحه جاذب) و با تزریق آب خنک‌کننده به میزان یک لیتر بر دقیقه، دمای صفحه جاذب به ۳۳ درجه سانتیگراد کاهش و راندمان کلکتور به ۷۷٪ خواهد رسید. برای پیش‌بینی راندمان کلکتور، سه مدل یادگیری ماشین: خطی، جنگل تصادفی، و درخت تصمیم، به کار برده شد. هفت پارامتر: شدت تابش خورشید، زاویه کلکتور با افق (زاویه نصب کلکتور)، سرعت باد، قطر لوله‌ها، تعداد لوله‌ها، دمای محیط، و دبی آب خنک‌کننده، بعنوان پارامترهای ورودی انتخاب شدند. مقایسه راندمان پیش‌بینی با مقادیر واقعی نشان داد که مدل خطی دارای ارزیابی ضعیف‌تری نسبت به دو مدل دیگر است. مدل‌های درخت تصمیم و جنگل تصادفی با توانایی تقریباً یکسان و با دقت بالایی پیش‌بینی را انجام می‌دهند (مدل جنگل تصادفی با اختلاف ناچیزی بهتر از مدل درخت تصمیم پیش‌بینی می‌کند). علاوه بر آن، در میان پارامترهای ورودی، تاثیر تغییرات زاویه نصب، شدت تابش و سرعت باد بر مقدار راندمان خیلی ناچیز است. بیشترین تاثیر را دبی آب خنک‌کننده دارد. قطر لوله‌های خنک‌کننده، دمای محیط و تعداد لوله‌ها، تاثیر متوسطی دارند.

DOI: <https://doi.org/10.22075/jme.2025.38847.2897>

© 2026 Published by Semnan University Press.

This is an open access article under the CC-BY 4.0 license. (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

### ۱- مقدمه

انرژی مورد نیاز را تأمین می‌کنند و ۳۳٪ از گرمایش جهانی نیز بخاطر استفاده از این سوخت‌ها است. از بین تمام منابع انرژی‌های تجدیدپذیر، دسترس‌پذیری انرژی خورشیدی از همه بالاتر و بیشترین توجه را به خود جلب کرده است. یک کلکتور صفحه تخت با جذب انرژی تابشی خورشید، آن را به انرژی حرارتی تبدیل می‌کند. آبی که با انرژی خورشیدی گرم می‌شود، اقتصادی‌تر و سازگارتر با محیط زیست است زیرا از تابش خورشیدی حاصل می‌شود.

تقاضای جهانی انرژی هر روز در حال افزایش است. مقدار زیادی از این انرژی صرف گرم کردن آب در کلینیک‌ها، خانه‌ها و فرآیندهای بخش‌های مختلف صنعت می‌شود. منابع تجدیدپذیر تا حد زیادی می‌توانند جایگزین استفاده از سوخت‌های فسیلی برای تأمین این انرژی شوند و تولید دی‌اکسیدکربن را کاهش دهند و به این صورت استفاده از انرژی‌های پاک در چرخه زندگی قرار می‌گیرد. طبق تحقیقات، سوخت‌های فسیلی در حال حاضر ۷۵٪ از

\* پست الکترونیک نویسنده مسئول: s\_zirak@semnan.ac.ir

۱. دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

استناد به این مقاله:

کولانجولو<sup>۴</sup> و همکارانش [۲] نیاز به بازتاب کم و عبور زیاد تابش خورشیدی را در حین تولید انواع مختلف جاذب خورشیدی FPC گزارش کردند.

روش‌های دیگری که برای افزایش راندمان کلکتور وجود دارند عبارتند از: نوع پوشش لوله، طراحی کلکتور، زاویه نصب، عایق حرارتی، ذخیره‌سازی یکپارچه کلکتور، نرخ جریان سیال، استفاده از مواد تغییر فاز دهنده (PCM) و ذخیره‌سازی انرژی حرارتی [۳] و همچنین نصب نوارهای پیچ خورده [۴].

در تحقیقات قبلی، به طور خاص تر و با جزئیات بیشتر به تاثیر چندین پارامتر حرارتی بر پیش‌بینی نتایج سیستم‌های گرمایش حرارتی مانند نرخ جریان جرمی [۵]، زاویه نصب کلکتور [۶]، مقدار تابش [۷]، استفاده از نانوسیال [۸] و استفاده از مواد تغییر فاز دهنده [۹]، نیز پرداخته شده است.

#### ۱-۱- زاویه نصب (زاویه شیب)

سیوم گودتا<sup>۵</sup> و همکاران در سال ۲۰۲۲ [۱۰]، تجزیه و تحلیل کردند که زاویه نصب تأثیر بیشتری بر جمع‌آوری انرژی دارد. این تحقیق در مکان‌های مختلف کشور اتیوپی که دارای زاویه‌های عرض جغرافیایی متفاوتی هستند انجام شده است.

آشیش<sup>۶</sup> و همکاران در سال ۲۰۲۳ [۶] یک آبگرمکن خورشیدی با کلکتور لوله‌ای تخلیه شده (ETC-SWH) را در ماه‌های گرم شهر هیسار هند (N ۲۵.۱'۰۸"۲۹، E 75°44'22.0) طراحی و آزمایش کرده‌اند. در ماه مه ۲۰۲۲، محاسبه عملکرد حرارتی بهبود یافته ETC-SWH در شش زاویه نصب مختلف ETC (۱۵°، ۲۰°، ۲۵°، ۳۰°، ۳۵° و ۴۰°) انجام شد و در زاویه نصب ۱۵°، بالاترین عملکرد حرارتی ETC-SWH با راندمان ۷۵.۰۴٪ بدست آمد.

#### ۱-۲- سرعت باد

بالاجی<sup>۷</sup> و همکاران در سال ۲۰۱۸ [۱۱] با انجام آزمایشات تجربی دریافتند که تقویت‌کننده سرعت باد، توربولانس را افزایش می‌دهد و نرخ انتقال حرارت تا ۱۵٪ بیشتر می‌شود.

#### ۱-۳- استفاده از روش یادگیری ماشین

تای لاهون<sup>۸</sup> و همکاران در سال ۲۰۲۳ [۱۲]، اعلام کردند

یک کلکتور صفحه تخت تشکیل شده است از یک صفحه جاذب که معمولاً تیره رنگ است و قدرت جذب بالایی دارد و یک پوشش شیشه‌ای یا پلاستیکی در بالای آن که اشعه خورشید را بخوبی عبور می‌دهد و با اثر گلخانه‌ای مانع از برگشت انرژی خورشیدی به بیرون می‌شود. در اطراف و زیر صفحه جاذب از عایق پر می‌شود تا اتلاف حرارت به محیط اطراف به کمترین مقدار خود برسد.

راندمان و کارایی یک کلکتور صفحه تخت بستگی زیادی به موقعیت مکانی، پارامترهای طراحی و نحوه نصب آن دارد. پارامترهای طراحی یک کلکتور صفحه تخت عبارتند از: ابعاد و اندازه ها، ضرایب تشعشعی صفحه جاذب و پوشش شیشه‌ای کلکتور، اندازه و تعداد لوله‌های آب خنک‌کننده، و ضرایب انتقال حرارت قسمت‌های مختلف.

بنابراین راندمان و عملکرد یک کلکتور صفحه تخت می‌تواند با تغییر پارامترهای موثر بر آن افزایش یابد. علم استفاده از روش یادگیری ماشین<sup>۲</sup> بطور موثری پارامترهای اثرگذار بر کارکرد یک کلکتور خورشیدی را نمایان خواهد کرد و می‌توان راندمان آن را با استفاده از یادگیری ماشین افزایش داد.

کلکتورهای صفحه تخت (FPC) به طور گسترده و به راحتی قابل تهیه هستند و در مقایسه با سایر کلکتورهای حرارتی، به تعمیر و نگهداری کمتری نیاز دارند. آب گرم آنها برای نظافت، استحمام و استخرهای شنا استفاده می‌شود. معمولاً FPC برای منازل و مشاغل کوچک انتخاب می‌شود.

رایج‌ترین پیکربندی مورد استفاده، کلکتور لوله موازی است که هاتل و ویلیر<sup>۳</sup> عملکرد حرارتی آن را بررسی کردند [۱]. با این حال در این نوع کلکتور به علت ساختار لوله موازی، اتلاف گرما از کلکتور در نتیجه توزیع نامنظم سیال از طریق لوله‌ها و توزیع نابرابر دما بر روی سطح صفحه جاذب، افزایش می‌یابد. طبق نتایج بدست آمده، یک کلکتور با دو لوله موازی که در شرایط مشابه با یک کلکتور تک لوله کار می‌کنند، ۱۰٪ راندمان بیشتر دارد. همچنین راندمان آن ۶٪ بیشتر از کلکتور با لوله نوع مارپیچی است. افزایش نرخ انتقال حرارت در لوله‌ها یکی دیگر از عوامل مهم در بهبود راندمان FPC است.

<sup>6</sup> Aashish

<sup>7</sup> Balaji

<sup>8</sup> Tilahun

<sup>2</sup> Machine Learning

<sup>3</sup> Hottel and Whillier

<sup>4</sup> Colangelo

<sup>5</sup> Siyoum Gudeta

مدل سازی، ارزیابی ها و دستورالعمل ها نیز حاصل شده است. در این پژوهش، دقت مدل پیش بینی با استفاده از سه روش: جذر میانگین مربعات خطا، خطای مطلق متوسط، و همچنین میزان متوسط درصد خطا، اندازه گیری شد.

ژو<sup>۱۲</sup> و همکاران در سال ۲۰۲۲ [۱۴]، روشی آسان برای پیش بینی راندمان حرارتی مبتنی بر نانوسیال FPSC را توسعه دادند. بر اساس این تحلیل، اساسی ترین تبدیل برای مدلسازی موضوع بررسی، ریشه سه چهارم راندمان حرارتی FPSC است. پس از آن، شبیه سازی های ماشین برای ایجاد رابطه های بین راندمان های تبدیل شده و اندازه گیری حرارت با میزان مصرف انرژی جذب شده و زاویه نصب کلکتور به کار برده شدند. مناسب ترین ابزار برای کار مورد نظر با عملکرد پیش بینی همبستگی های موجود، شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)، رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات (LS-SVR) و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) تعیین شدند. یافته ها نشان می دهد که دقت ارزیابی محاسباتی LS-SVR از عملکرد حرارتی FPSC از سایر همبستگی ها بیشتر است. با معیار مربعات خطا (MSE) برابر با ۰.۰۰۰۳۹، ضریب تعیین مرتبط (R2) برابر با ۰.۹۹۳۱ و میانگین مطلق انحراف نسبی (AARD) برابر با ۲.۷۷ درصد، دقیق ترین الگو ۵۴۵ مجموعه داده تجربی را پیش بینی می کند. نتایج این بررسی ها نشان داد که اثربخشی حرارتی کلکتورهای خورشیدی در بالاترین مقدار مجاز استفاده از نانوسیالات، حداکثر مقدار پارامترهای انرژی جذب شده و همچنین کمترین مقدار انرژی از دست رفته و متغیرهای دمای کاهش یافته، به حداکثر می رسد.

پارامترهای حرارتی و طراحی مختلفی از کلکتورهای صفحه تخت مانند نرخ جریان جرمی، زاویه نصب، مساحت سطح و خواص مواد، توسط محققان مورد مطالعه قرار می گیرند که پارامترهایی هستند که می توانند در مدل های یادگیری ماشین برای پیش بینی عملکرد کلکتور در نظر گرفته شوند. همچنین محققان از روش های مختلفی مانند جستجوی شبکه ای<sup>۱۳</sup>، جستجوی تصادفی<sup>۱۴</sup>، بهینه سازی بایزین<sup>۱۵</sup> و اعتبارسنجی متقابل<sup>۱۶</sup>، برای مدل های یادگیری ماشین اعمال شده و برای پیش بینی پارامترهای حرارتی کلکتور استفاده می کنند. پارامترهایی نیز توسط محققان برای

از آنجایی که سیستم های حرارتی خورشیدی صنعتی رفتار نامنظم، تصادفی و انعطاف پذیری دارند، مدیریت طراحی و تحلیل سیستم های خورشیدی وظیفه ای دشواری است و بنابراین محققان از روش یادگیری ماشین (ML) برای کمک به تصمیم گیری های کلان استفاده می کنند زیرا امکان نسخه های متعددی از یک یا چند ماژول را فراهم می کند. در نتیجه، رویکرد طراحی مبتنی بر عملیات برای ادغام سطح عرضه و فرآیند سیستم های خورشیدی امکان پذیر بود. به این ترتیب در طراحی ها، تجهیزات تا بیش از ۱۰ تا ۳۰ درصد کاهش می یابند. علاوه بر این، با بهبود مفهوم کنترل کلی سیستم، راندمان خورشیدی تا ۲۳.۷ درصد افزایش یافته است.

سعید<sup>۹</sup> و همکاران در سال ۲۰۲۲ [۸]، دبی جرمی های مختلف جریان با نانوسیال در نظر گرفتند. آنها با استفاده از درخت رگرسیون تقویت شده (BRT) و همچنین با تقویت گرادیان شدید (XB Boost)، مدل های پیش بینی برای هر پارامتر را توسعه دادند. استفاده از نمایش های گرافیکی تیلور امکان دستیابی به مقادیر R2 را فراهم کرد. مقادیر R2 که نشان دهنده قابلیت های تشخیصی بهبود یافته مدل های توسعه یافته هستند، توسط مدل های ساخته شده با استفاده از BRT از ۰.۹۶۱۹ به ۰.۹۹۹۴ و توسط مدل های مبتنی بر XG Boost از ۰.۹۹۱۴ به ۰.۹۹۹۷ افزایش یافت. در همین حال نیز مشخص شد که میانگین مربعات خطا بین ۰.۰۰۰۰۸۱ و ۹.۱۱ بسیار کوچک است. پس از همه این آزمایش ها، یک روش عملی برای افزایش کارایی با استفاده از روش های ترکیبی و تکنیک های پیشرفته یادگیری ماشین ایجاد شده است.

چاندان<sup>۱۰</sup> و همکاران در سال ۲۰۲۲ [۱۳]، از یک مدل آماری عمیق کامپیوتری<sup>۱۱</sup> برای ارزیابی پایداری سیستم های ذخیره سازی حرارتی استفاده کردند که منبع آن استفاده از رفتار، تجزیه و تحلیل خواص، تشخیص نقص، تشخیص خطا، پیش بینی عمر و تخمین حالت، بود. نتایج شبیه سازی ثابت کرد که در مقایسه با وضعیت فعلی، هم خطاهای کمتری در پیش بینی، و در عین حال به درجه بالاتری از دقت، دست یافته اند. در مقایسه با تکنیک های جایگزین، کاهش میزان زمان اختصاص داده شده به

<sup>13</sup> Grid search

<sup>14</sup> Random search

<sup>15</sup> Bayesian optimization

<sup>16</sup> Cross validation

<sup>9</sup> Said

<sup>10</sup> Chandan

<sup>11</sup> Computer-deep-statistical model

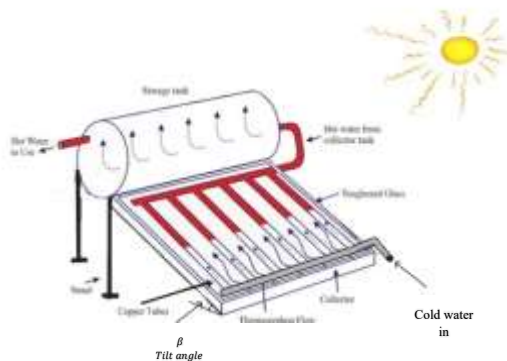
<sup>12</sup> Xu

عملکرد کلکتور تعیین می‌شوند، نتایج پیش بینی مدل های مختلف نیز با هم مقایسه خواهند شد.

در پژوهش پیش رو، تحلیل حرارتی یک کلکتور با انسجام بیشتر و با ارائه قدم به قدم روابط حرارتی مربوطه بیان شده است. محاسبه ضریب انتقال حرارت بین صفحه جاذب و پوشش شیشه‌ای، که پارامتر مهمی است، با استفاده از روابط دقیق تر ارائه شده است. این روش تحلیلی، مجموعه جواب جامع و معتبری را برای استفاده در روش یادگیری ماشین ایجاد می‌کند. در روش یادگیری ماشین بکار برده شده از یک روش آسان (روش خطی) در کنار دو روش دقیق تر (رئش درخت تصمیم و روش جنگل تصادفی) استفاده خواهد شد و نتایج آنها با هم مقایسه می‌شوند. در اینجا، پارامترهایی که تحت کنترل مستقیم طراح می باشند به عنوان پارامترهای ورودی انتخاب شده‌اند و درصد تاثیر آنها بر راندمان کلکتور به دست آمده است.

## ۲- کلکتور صفحه تخت و روابط تحلیلی

شکل (۱) یک کلکتور صفحه تخت را نشان می‌دهد که با زاویه  $\beta$  (Tilt angle) نسبت به افق قرار گرفته است. لوله‌های آب خنک‌کننده زیر صفحه جاذب از پایین به بالا در طول کلکتور نصب شده‌اند.



شکل ۱- کلکتور صفحه تخت با زاویه نصب مایل

در شکل (۲) سطح مقطع لوله‌ها با قطر  $d$  در عرض کلکتور ( $W$ ) دیده می‌شوند. در صورتیکه تعداد لوله  $n$  باشد و فاصله بین مرکز تا مرکز لوله‌ها به اندازه یک قطر لوله خالی گذاشته شود بنابراین عرض کلکتور برابر خواهد بود با:

$$w = 2nd \quad (1)$$

در حالت کلی، دمای صفحه جاذب ( $T_p$ ) یکنواخت نیست و تحت تاثیر فاصله لوله‌ها از همدیگر می‌باشد. در اثر جذب

ارزیابی پیش بینی های مدل های یادگیری ماشین استفاده می‌شوند که می‌توان به میانگین خطای مطلق<sup>۱۷</sup> (MAE)، میانگین مربعات خطا<sup>۱۸</sup> (MSE)، جذر میانگین مربعات خطا<sup>۱۹</sup> (RMSE) و خطاهای تعدیل شده مربع<sup>۲۰</sup>  $R^2$  اشاره کرد. این پارامترها برای اعتبارسنجی قابلیت‌های پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه هنگام مواجهه با داده‌های محدود، مورد استفاده قرار می‌گیرند.

مدل‌های یادگیری ماشین که برای کلکتورهای صفحه تخت مورد استفاده قرار گرفته‌اند برای پیش‌بینی پارامترهای حرارتی در یک مکان جغرافیایی آموزش دیده‌اند و می‌توانند به مناطق دیگر با شرایط آب و هوایی مختلف نیز تعمیم داده شوند. یادگیری ماشین می‌تواند به پیش‌بینی نتایج یا روندها کمک کند. علاوه بر این، تکنیک‌های یادگیری ماشین می‌توانند وظایف را خودکار کنند و در زمان و منابع صرفه‌جویی نمایند. در نهایت، استفاده از یادگیری ماشین، دقت، کارایی و عمق تحلیل را افزایش می‌دهد و منجر به یافته‌های قوی‌تری خواهد شد. در زمینه‌های دیگر تجدیدپذیر نیز مثل انرژی خورشیدی، بادی و زمین‌گرمایی از مدل‌های یادگیری ماشینی برای پیش‌بینی پارامترهای حرارتی در پنل‌های خورشیدی، توربین‌های بادی و سیستم‌های زمین‌گرمایی برای افزایش تولید و کارایی انرژی استفاده می‌کنند.

علاوه بر یافته‌های ذکر شده تحقیقات قبلی به روش یادگیری ماشین، به این نکته نیز باید اشاره داشت که توانایی روش‌های یادگیری ماشین کاملاً وابسته به کیفیت دیتاهای آن است. بنابراین ممکن است داده‌ها در حدی ناقص باشند و یا از دقت کافی برخوردار نباشند که روش یادگیری ماشین نتایج قابل قبولی ندهد. علاوه بر آن روش یادگیری ماشین می‌تواند برای کاربر خود مثل یک جعبه سیاه (black box) عمل کند و فرایندهای انجام آن بخوبی قابل درک نباشند. در این صورت، احتمالاً تفسیر نتایج بدست آمده با یک بینش بالا انجام نمی‌شود.

در پژوهش حاضر، ابتدا به تحلیل حرارتی جامع تری از یک کلکتور صفحه تخت پرداخته می‌شود و راندمان کلکتور و دمای آب خروجی آن بر حسب سایر پارامترها تعیین می‌گردد. سپس، با استفاده از روش‌های ساده تر و پیچیده‌تر یادگیری ماشین، علاوه بر آنکه پارامترهای تاثیرگذار بر

<sup>19</sup> Root Mean Square Error

<sup>20</sup> R square

<sup>17</sup> Mean Absolute Error

<sup>18</sup> Mean Square Error

حرارت منتقل شده به آب باعث افزایش دمای آن در طول لوله‌ها می‌شود و مقدار افزایش دما به ضریب انتقال حرارت جابجایی درون لوله‌ها بستگی دارد. بنابراین دمای خروجی آب از لوله ( $T_{fo}$ ) برابر است با:

$$T_{fo} = T_p - (T_p - T_{fi}) \exp\left(-\frac{PL}{\dot{m}c_p} \bar{h}\right) \quad (۴)$$

در این رابطه دبی جرمی ظاهر شده در ترم نمایی، دبی آب خنک کننده درون هر لوله است و مقدار آن با توجه به تعداد لوله‌ها، درصدی از دبی کل معادله (۲) می‌باشد.  $P$  محیط لوله و  $L$  طول لوله‌ها در امتداد شیب کلکتور است.  $\bar{h}$  متوسط ضریب انتقال حرارت جابجایی درون لوله‌ها است که با فرض توسعه یافتگی جریان بدست می‌آید. در جریان غیر توسعه یافته، ضریب انتقال حرارت بزرگتر است و بنابراین فرض توسعه یافتگی نتایج مطمئن تری را خواهد داد. در جریان آرام عدد نوسلت ( $Nu = \frac{\bar{h}D}{k}$ ) برای لوله با دمای سطح ثابت برابر ۳.۶۶ و در جریان مغشوش از رابطه دیتوس- بولتر بدست می‌آید.

$$Nu = 0.023Re^{0.8}Pr^{0.4} \quad (۵)$$

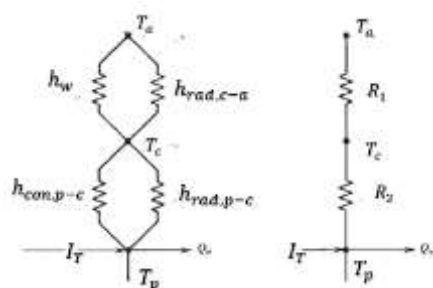
همانطور که در جمله دوم معادله (۲) دیده می‌شود اتلاف حرارتی کلکتور به محیط اطراف با ضریب انتقال حرارت کلی  $U_L$  صورت می‌گیرد ( $q_{loss} = U_L(T_p - T_a)$ ). این ضریب، ترکیبی از انتقال حرارت جابجایی و تشعشعی بین صفحه جاذب و پوشش شیشه‌ای و همچنین بین پوشش شیشه‌ای و هوای محیط است. با توجه به شکل (۳) و قانون مقاومت‌های حرارتی، می‌توان نوشت:

$$U_L = \frac{1}{R_1 + R_2} \quad (۶)$$

که در آن:

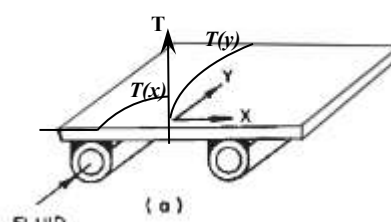
$$\frac{1}{R_1} = h_w + h_{rad,c-a} \quad (۷)$$

$$\frac{1}{R_2} = h_{con,p-c} + h_{rad,p-c}$$



شکل ۳- مقاومت‌های حرارتی یک کلکتور صفحه تخت

انرژی خورشیدی توسط صفحه جاذب، ناحیه ای که بین دو لوله قرار دارد گرم‌تر می‌شود و انتقال حرارت هدایت به سمت ناحیه لوله‌ها برقرار خواهد شد (در امتداد محور  $x$ ) و بنابراین دما در ناحیه وسط بین دو لوله بزرگتر از دمای نواحی اطراف لوله‌هاست. در ناحیه مجاور لوله‌ها، به علت حضور لوله و جوش اتصال لوله با صفحه جاذب، تقریباً دمای ثابتی ایجاد می‌شود [۱۵]. از طرف دیگر، انرژی منتقل شده از صفحه جاذب به لوله‌های آب باعث افزایش دمای آب درون لوله می‌شود و بنابراین تغییرات دمای صفحه جاذب نسبت به محور  $y$  افزایشی خواهد بود.



شکل ۲- توزیع دما در صفحه جاذب

با اینکه توزیع دمای غیر یکنواختی در صفحه جاذب دیده می‌شود ولی در حوزه مسائل مهندسی، دمای صفحه جاذب ( $T_p$ ) یکنواخت فرض می‌شود. بنابراین، سیال خنک کننده آب در لوله‌هایی حرکت می‌کند که دمای سطح ثابت  $T_p$  دارند.

صفحه جاذب انرژی خورشید را پس از عبور از پوشش شیشه ای (cover) دریافت می‌کند؛ قسمتی از آن به صورت اتلاف انرژی به محیط با دمای ( $T_a$ ) پس داده می‌شود و بقیه آن که حرارت مفید است ( $Q_u$ ) به آب منتقل و آن را گرم می‌کند.

$$Q_u = A_c[\tau\alpha I_T - U_L(T_p - T_a)] = \dot{m}c_p(T_{fo} - T_{fi}) \quad (۲)$$

که در آن،  $A_c$  دبی سطح مقطع کلکتور،  $\tau$  و  $\alpha$  به ترتیب ضریب عبور پوشش و ضریب جذب جاذب،  $I_T$  شدت تابش خورشیدی، و  $U_L$  ضریب افت حرارتی کلکتور است.  $\dot{m}$  دبی آب خنک کننده،  $c_p$  گرمای ویژه، و  $T_{fo}$  و  $T_{fi}$  به ترتیب دمای ورودی و خروجی آب خنک کننده می‌باشند.

راندمان یک کلکتور نشان دهنده میزان توانایی جذب انرژی خورشیدی و انتقال آن به سیال خنک کننده است.

$$\eta_c = \frac{Q_u}{I_T} = \tau\alpha - \frac{U_L(T_p - T_a)}{I_T} \quad (۳)$$

است.

از روابط مشابهی می توان برای تعیین حرارت منتقل شده بین پوشش شیشه‌ای و هوای اطراف استفاده کرد. ضریب انتقال حرارت جابجایی شیشه و هوای محیط تابعی از سرعت باد است.

$$h_W = 2.8 + 3.0V_W \quad (۱۳)$$

که  $V_W$  سرعت باد می باشد.

تشعشع بین پوشش شیشه‌ای و محیط اطراف، با دمای آسمان ( $T_{sky}$ ) محاسبه می‌شود و دمای آسمان به دمای هوای اطراف مرتبط است.

$$T_{sky} = 0.0559T_a^{1.5} \quad (۱۴)$$

بنابراین:

$$h_{rad,c-a} = \frac{\sigma \varepsilon_c (T_c + T_{sky})(T_c^2 - T_{sky}^2)(T_c - T_{sky})}{T_c - T_a} \quad (۱۵)$$

در اینجا نیز می‌توان  $q_{loss}$  را بر حسب پارامترهای بین شیشه و هوا بیان نمود:

$$q_{loss} = (h_W + h_{rad,c-a})(T_c - T_a) \quad (۱۶)$$

با توجه به اینکه برای تعیین بعضی از پارامترها، هم دمای جاذب و هم دمای شیشه مورد نیاز هستند. بنابراین محاسبات به روش تکرار و با حدس اولیه برای دمای صفحه جاذب و پوشش شیشه‌ای شروع و ادامه می یابد تا به روش تکرار، دماها به دماهای نهایی همگرا شوند.

دمای سکون ( $T_{st}$ ) برای یک کلکتور صفحه تخت، دمای صفحه جاذب در حالتی است که انرژی جذب شده توسط صفحه جاذب به سیال خنک کننده منتقل نشود و تمام آن انرژی به صورت تبادل با محیط تلف شود. در اینصورت دمای صفحه جاذب به بالاترین مقدار خود یعنی دمای سکون<sup>۲۱</sup> می‌رسد.

$$T_{st} = T_a + \frac{\tau \alpha I_T}{U_L} \quad (۱۷)$$

### ۳- نتایج دمای صفحه جاذب، دمای خروجی آب

#### و راندمان کلکتور

کلکتور در نظر گرفته یک کلکتور صفحه تخت با صفحه جاذب از جنس مسی و با پوشش شیشه‌ای است. کلکتور بطور مایل با زاویه ۴۵ درجه در مقابل اشعه خورشید قرار

ضریب انتقال حرارت جابجایی بین صفحه جاذب ( $T_p$ ) و پوشش شیشه‌ای ( $T_c$ ) است. در فاصله هوایی بین صفحه جاذب و پوشش شیشه‌ای، سلول های جابجایی آزاد تشکیل می‌شوند و می توان ضریب انتقال حرارت جابجایی را برای کلکتوری که با زاویه  $\beta$  نسبت به افق نصب شده از رابطه (۸) بدست آورد. در اینجا عدد نوسلت بر حسب اعداد رایلی و پراتل بدست می‌آید [۱۵].

$$Nu = 1 + 1.44 \left[ 1 - \frac{1708(\sin 1.8\beta)^{1.6}}{Ra \cos \beta} \right] \times \left[ 1 - \frac{1708}{Ra \cos \beta} \right]^+ + \left[ \left( \frac{Ra \cos \beta}{5830} \right)^{1/3} - 1 \right]^+ \quad (۸)$$

ضریب انتقال حرارت از عدد نوسلت قابل محاسبه است ( $h = \frac{Nuk}{l}$ ) و  $l$  فاصله گپ هوایی بین جاذب و شیشه می‌باشد. این رابطه برای زوایای  $\beta$  بین صفر تا ۷۵ درجه کاربرد دارد.

عدد رایلی:

$$Ra = \frac{g\beta' \Delta T l^3}{\alpha \nu} \quad (۹)$$

$\Delta T$  اختلاف دمای جاذب و شیشه است.  $\beta'$  ضریب انبساط حجمی هوای محبوس شده بین جاذب و شیشه می‌باشد و می توان آن را با دمای متوسط جاذب و شیشه بدست آورد ( $\beta' = 1/T$ ). ضریب ویسکوزیته سینماتیکی و ضریب نفوذ حرارتی هوا به ترتیب  $\nu$  و  $\alpha$  می‌باشند.

در رابطه (۸)، علامت باضافه در بالای کروشه ها نشان دهنده آن است که اگر مقدار محاسبه شده در کروشه مثبت باشد مقدار آن در محاسبات باقی می‌ماند و اگر منفی باشد کروشه برابر صفر است. عدد نوسلت برابر یک نشان دهنده انتقال حرارت هدایت در فضای بین جاذب و پوشش است. بنابراین بین جاذب و شیشه ترکیبی از انتقال حرارت جابجایی و تشعشع حاکم است:

$$q_{loss} = h_{con,p-c}(T_p - T_c) + \frac{\sigma(T_p^4 - T_c^4)}{\frac{1}{\varepsilon_p} + \frac{1}{\varepsilon_c} - 1} \quad (۱۰)$$

$$q_{loss} = (h_{con,p-c} + h_{rad,p-c})(T_p - T_c) \quad (۱۱)$$

$$h_{rad,p-c} = \frac{\sigma(T_p + T_c)(T_p^2 - T_c^2)}{\frac{1}{\varepsilon_p} + \frac{1}{\varepsilon_c} - 1} \quad (۱۲)$$

$\varepsilon_p$  و  $\varepsilon_c$  به ترتیب ضریب صدور جاذب و شیشه می‌باشند.  $\sigma$  ثابت استفان-بولتزمن و مقدار آن  $5.67 \times 10^{-8} W.m^{-2}K^{-4}$

<sup>21</sup> Stagnation temperature

#### ۴- استفاده از روش یادگیری ماشین برای تعیین

##### پارامترهای تاثیرگذار

بعضی از پارامترهای کلکتور صفحه تخت در محدوده‌های مشخصی، بهترین عملکرد کلکتور را تضمین می‌کنند. بعضی از پارامترها تاثیر خیلی بیشتری بر عملکرد کلکتور و بعضی دیگر تاثیر کمتری را خواهند داشت.

پارامترهای:

- شدت تابش خورشید ( $I_T$ )
- زاویه نصب کلکتور با افق ( $\beta$ )
- سرعت باد ( $V_W$ )
- قطر لوله‌ها ( $d$ )
- تعداد لوله‌ها ( $n$ )
- دمای محیط ( $T_a$ )
- دبی آب خنک‌کننده ( $m$ )

که از پارامترهای اصلی یک کلکتور می‌باشند بعنوان پارامترهای ورودی (inputs) انتخاب شده‌اند و می‌توانند در طراحی و در شرایط آب و هوایی مختلف، متغیر باشند. انتخاب این پارامترها به این خاطر است که می‌توانند توسط طراح قابل تغییر باشند. انتخاب شدت تابش نیز بیانگر انرژی حاصل از خورشید در مناطق مختلف است و بنابراین تاثیر منطقه جغرافیایی را نشان می‌دهد. در جدول ۲ محدوده قابل قبولی از پارامترهای ورودی در نظر گرفته شده است. راندمان کلکتور بعنوان پارامتر خروجی (outputs) در نظر گرفته شده است.

جدول ۲- بازه تغییرات پارامترهای ورودی

پارامتر	بازه
شدت تابش خورشید ( $I_T$ )	600, 800, 1000, 1200 (W/m <sup>2</sup> )
زاویه نصب کلکتور ( $\beta$ )	15, 30, 45, 60, 75 (degree)
سرعت باد ( $V_W$ )	0, 5, 10, 15 (m/s)
قطر لوله‌ها ( $d$ )	6, 8, 10 (cm)
تعداد لوله‌ها ( $n$ )	6, 8, 10
دمای محیط ( $T_a$ )	15, 20, 25, 30, 35 (°C)
دبی آب خنک‌کننده	0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1, 1.2 (lit/min)

#### ۴-۱- روش یادگیری ماشین خطی

روش خطی یک روش ساده یادگیری ماشین است که می‌تواند با چند ورودی مورد استفاده قرار گیرد و به اختصار به آن MLR گفته می‌شود.<sup>۲۲</sup>

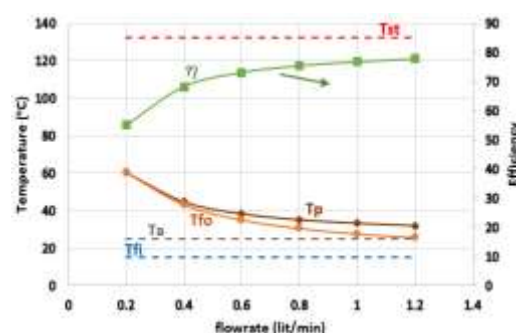
گرفته است. آب خنک از پایین وارد و پس از گرم شدن از بالا خارج می‌شود. در جدول ۱ سایر مشخصات آورده شده است.

با مقادیر داده شده، دمای سکون کلکتور از رابطه (۱۷) برابر با 132.5 °C خواهد بود.

جدول ۱- مشخصات کلکتور صفحه تخت

پارامتر	مقدار
شدت تابش خورشید ( $I_T$ )	800 (W/m <sup>2</sup> )
زاویه نصب کلکتور ( $\beta$ )	45 (degree)
دمای آب ورودی ( $T_{fi}$ )	15 (°C)
طول کلکتور ( $L$ )	2 m
ضریب عبور پوشش شیشه‌ای ( $\tau$ )	0.8
ضریب جذب صفحه جاذب ( $\alpha$ )	0.9
دبی آب خنک‌کننده	1 (lit/min)
ضریب صدور جاذب ( $\epsilon_p$ )	0.95
ضریب صدور شیشه ( $\epsilon_c$ )	0.88
دمای محیط ( $T_a$ )	25 (°C)
سرعت باد ( $V_W$ )	5 (m/s)
فاصله گپ هوایی جاذب و شیشه ( $l$ )	15 (cm)
قطر لوله‌ها ( $d$ )	6 (cm)
تعداد لوله‌ها ( $n$ )	6

شکل (۴) تغییرات دمای صفحه جاذب، دمای آب خروجی و راندمان کلکتور را بر حسب دبی آب خنک‌کننده نشان می‌دهد. این نتایج از تحلیل‌های روابط حرارتی بیان شده قبلی بدست آمده‌اند. در شکل دمای آب ورودی، دمای هوای محیط و دمای سکون کلکتور نیز ترسیم شده تا محدوده کاری کلکتور نسبت به آنها نمایان شود. در دبی‌های کمتر از ۰.۲ لیتر بر ثانیه دمای صفحه جاذب بالاتر می‌رود و به دمای سکون نزدیک می‌شود.



شکل ۴- تغییرات دمای جاذب، دمای خروجی آب و راندمان کلکتور بر حسب دبی آب ورودی

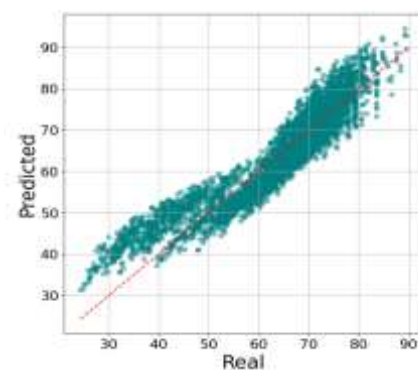
معادله این روش به صورت:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \epsilon \quad (18)$$

که:

$y$ : متغیر وابسته،  $x$  ها متغیرهای مستقل ورودی وابسته،  $\beta$  ها ضرایب شیب،  $\beta_0$  عرض از مبدا، و  $\epsilon$  ترم خطا است.

شکل (۵) راندمان پیش‌بینی شده با روش خطی را در مقابل راندمان واقعی نشان می‌دهد. خط چین رسم شده در شکل نیمساز ربع اول است و انحراف از آن نشان می‌دهد که با این روش به چه میزان مقادیر پیش‌بینی از مقادیر واقعی انحراف خواهند داشت.



شکل ۵- مقایسه مقادیر پیش‌بینی و مقادیر واقعی راندمان در روش یادگیری ماشین خطی

دقت رگرسیون را می‌توان با پارامتر خطای میانگین مربعات<sup>۲۳</sup> (MSE) اندازه‌گیری کرد. این پارامتر متوسط اختلاف مربعات بین مقادیر پیش‌بینی و مقادیر واقعی را نشان می‌دهد و بعنوان یک ارزیابی از اینکه تا چه حد پیش‌بینی یک مدل به واقعیت نزدیک است را بدست می‌دهد. هر چه مقدار MSE کوچکتر باشد نشان از مدل بهتری برای پیش‌بینی است.

$$MSE = \left(\frac{1}{n}\right) \sum (\text{predicted value} - \text{actual value})^2 \quad (19)$$

و  $n$  تعداد داده‌ها می‌باشد.

$R^2$  نشان دهنده درصد تغییر پذیری خروجی مدل نسبت به ورودی‌هاست. هر چه مقدار آن به عدد یک نزدیک‌تر باشد نشان می‌دهد که مدل بهتر می‌تواند داده‌ها را پوشش دهد.

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum (\text{actual value} - \text{predicted value})^2}{\sum (\text{actual value} - \text{actuals mean})^2} \quad (20)$$

میانگین خطای مطلق<sup>۲۴</sup> (MAE) یک معیار رگرسیونی برای اندازه‌گیری خطا است که به جمع قدر مطلق اختلاف بین پیش‌بینی‌های یک مدل و داده‌های پایه که به طور میانگین در کل مجموعه داده‌ها محاسبه شده‌اند، نگاه می‌کند. برخلاف MSE، پارامتر MAE وزن‌دهی می‌شود و بنابراین وزن زیادی به داده‌های نامعتبر نمی‌دهد.

$$MAE = \left(\frac{1}{n}\right) \sum |\text{predicted value} - \text{actual value}| \quad (21)$$

RMSE یک معیار تخمینی از میزان انحراف مقادیر پیش‌بینی‌شده، به طور متوسط، از مقادیر واقعی در مجموعه داده‌ها ارائه می‌دهد. در یادگیری ماشین، داشتن یک عدد واحد برای قضاوت در مورد عملکرد یک مدل، چه در طول آموزش، اعتبارسنجی متقابل یا نظارت پس از استقرار، بسیار مفید است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (\text{predicted value} - \text{actual value})^2}{n}} \quad (22)$$

در خصوص شاخص‌های ارزیابی معرفی شده، MAE در برابر داده‌های پرت مقاوم‌تر است و میانگین خطا را در همان واحد داده‌ها ارائه می‌دهد و تفسیر آنها را آسان می‌کند. MSE خطاهای بزرگتر را تقویت می‌کند و این امر زمانی مفید است که خطاهای بزرگتر به طور خاص پرهزینه باشند و اغلب به عنوان یک تابع زیان در آموزش مدل استفاده می‌شود. RMSE مزایای MSE و MAE را ترکیب می‌کند و یک معیار خطا ارائه می‌دهد که خطاهای بزرگ را جریمه می‌کند و قابل تفسیر باقی می‌ماند.

در عمل، انتخاب بین MAE، MSE و RMSE به الزامات خاص مسئله مورد نظر بستگی دارد. اگر موضوع مورد بحث به یک معیار ساده و قابل تفسیر نیاز دارد، MAE ممکن است بهترین انتخاب باشد. اگر نیاز است که خطاهای بزرگتر به شدت جریمه شوند، MSE یا RMSE ممکن است مناسب‌تر باشند.

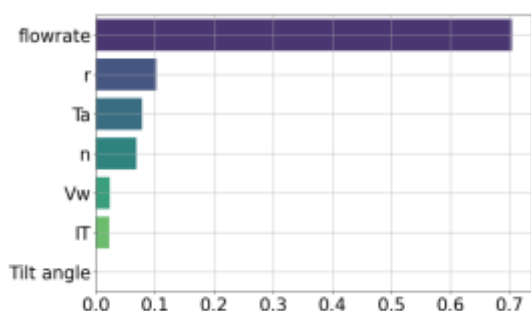
شاخص‌های ارزیابی مدل خطی عبارتند از:

MSE: 23.232777  
 $R^2$ : 0.849277  
 MAE: 4.058011  
 RMSE: 4.820039

<sup>24</sup> Mean Absolute Error

<sup>23</sup> Mean Squared Error

در شکل (۷) تاثیر پارامترهای ورودی بر راندمان کلکتور نشان داده شده است. دیده می‌شود که تاثیر سه پارامتر: زاویه نصب، سرعت باد، و تابش خورشیدی بر مقدار راندمان بسیار ناچیز است. تعداد لوله‌ها و دمای محیط تاثیر متوسطی (هر کدام ۰.۷٪) بر راندمان دارند در حالیکه تاثیر شعاع لوله‌ها به حدود ۱۰٪ رسیده و تاثیرگذارترین پارامتر دبی جریان آب خنک‌کننده با تاثیر ۷۰٪ می‌باشد.



شکل ۷- مقایسه تاثیر پارامترهای ورودی بر راندمان کلکتور با مدل درخت تصمیم

#### ۳-۴- روش یادگیری ماشین جنگل تصادفی<sup>۲۶</sup>

جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری ماشین پرکاربرد است و خروجی چندین درخت تصمیم را برای رسیدن به یک نتیجه واحد ترکیب می‌کند. سهولت استفاده و انعطاف‌پذیری این روش همراه با اثربخشی آن باعث افزایش محبوبیت آن شده است.

در روش کلی جنگل‌های تصمیم‌گیری تصادفی، از یک الگوریتم درخت تصمیم‌گیری تصادفی برای ایجاد چندین درخت و سپس ترکیب آنها با استفاده از رأی‌گیری اکثریت استفاده می‌کند. جنگل‌های درختانی که با ابرصفحه‌های مورب تقسیم می‌شوند، می‌توانند با رشد خود بدون آسیب دیدن از آموزش بیش از حد، دقت بیشتری کسب کنند مادامی که جنگل‌ها به طور تصادفی محدود به حساسیت فقط به ابعاد ویژگی انتخاب شده باشند.

پیش‌بینی‌های روش جنگل تصادفی نسبت به دو روش قبلی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌باشد بطوریکه شاخص‌های ارزیابی آن عبارتند از:

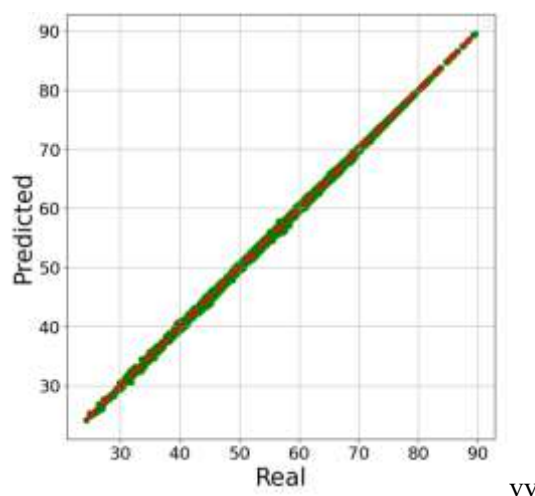
$MSE: 0.049623$   
 $R^2: 0.999678$   
 $MAE: 0.15825$   
 $RMSE: 0.222761$

#### ۲-۴- روش یادگیری ماشین درخت تصمیم<sup>۲۵</sup>

رگرسیون درخت تصمیم غیرخطی است و به طور گسترده در یادگیری ماشین استفاده می‌شود. برخلاف رگرسیون خطی، درخت‌های تصمیم، فضای ویژگی‌ها را به روشی سلسله‌مراتبی و مبتنی بر قانون تقسیم می‌کنند که آنها را قادر می‌سازد روابط پیچیده و غیرخطی را ثبت کنند. این مدل به طور مداوم داده‌ها را بر اساس ویژگی‌هایی که منجر به کمترین خطای پیش‌بینی می‌شوند، به زیرمجموعه‌هایی تقسیم می‌کند و یک ساختار درخت مانند تشکیل می‌دهد.

این ساختار به مدل اجازه می‌دهد تا با تمرکز بر به حداقل رساندن خطاها از طریق تقسیم‌بندی‌ها، روابط غیرخطی در داده‌ها را ثبت کند.

رگرسیون‌های درخت تصمیم معمولاً از میانگین مربعات خطا (MSE) به عنوان معیاری برای به حداقل رساندن خطا استفاده می‌کنند. هنگام در نظر گرفتن تقسیم‌بندی در یک گره، هدف مدل کاهش MSE متغیر هدف است. با استفاده از این روش، پیش‌بینی نتایج راندمان کلکتور بدست آمده و در شکل (۶) نشان داده شده است.



شکل ۶- مقدار پیش‌بینی و مقدار واقعی راندمان با مدل درخت تصمیم

با مدل درخت تصمیم، شاخص‌های ارزیابی نسبت به مدل خطی تغییر زیادی دارند و عبارتند از:

$MSE: 0.073191$   
 $R^2: 0.999525$   
 $MAE: 0.199172$   
 $RMSE: 0.270538$

<sup>26</sup> Random Forest Regression

<sup>25</sup> Decision Tree Regression

مقایسه شاخص های ارزیابی نشان می دهد که هر دو مدل درخت تصمیم و جنگل تصادفی به طور قابل توجهی نسبت به مدل خطی دقیق تر و ارزیابی بهتری را نشان می دهند. در اینجا، عملکرد مدل درخت تصمیم با مدل جنگل تصادفی تفاوت مشهودی ندارد و هر دو مدل برای تعیین راندمان کلکتور تقریباً به صورت مشابه ارزیابی داشته اند، ولی با اینحال، مدل جنگل تصادفی دقت بالاتری دارد.

#### ۵- نتیجه گیری

در کار حاضر، ابتدا روابط تحلیلی و قوانین حاکم بر میزان جذب و راندمان تبدیل خورشیدی به حرارتی یک کلکتور صفحه تخت معرفی شد.

برای کلکتور در نظر گرفته شده، دمای سکون کلکتور برابر با ۱۳۲.۵ درجه سانتیگراد بود (دمای صفحه جاذب). در این شرایط دبی آب خنک کننده صفر است.

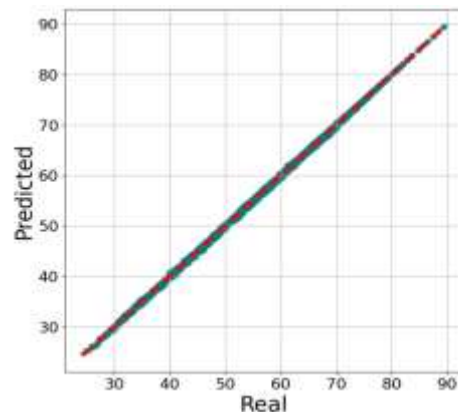
با افزایش دبی آب خنک کننده، دمای صفحه جاذب کاهش یافته و راندمان کلکتور بیشتر می شود بطوریکه در دبی آب یک لیتر بر دقیقه دمای صفحه جاذب به ۳۳ درجه سانتیگراد و راندمان کلکتور به ۷۷٪ خواهد رسید.

برای پیش بینی راندمان کلکتور با روش یادگیری ماشین، سه مدل: خطی، درخت تصمیم، و جنگل تصادفی، به کار برده شد. هفت پارامتر: شدت تابش خورشید ( $I_T$ )، زاویه کلکتور با افق ( $\beta$ )، سرعت باد ( $V_W$ )، قطر لوله ها ( $d$ )، تعداد لوله ها ( $n$ )، دمای محیط ( $T_a$ )، و دبی آب خنک کننده ( $\dot{m}$ )، بعنوان پارامترهای ورودی انتخاب شدند.

مقادیر شاخص های ارزیابی نیز در جدول ۳ با هم مقایسه شده اند. مقایسه راندمان پیش بینی در مقایسه با مقادیر واقعی و شاخص های ارزیابی نشان دادند که مدل خطی دارای ارزیابی ضعیف تری نسبت به دو مدل دیگر است. مدل های درخت تصمیم و جنگل تصادفی با توانایی تقریباً یکسان و با دقت بالایی پیش بینی را انجام می دهند (دقت مدل جنگل تصادفی با اختلاف ناچیزی بالاتر از مدل درخت تصمیم).

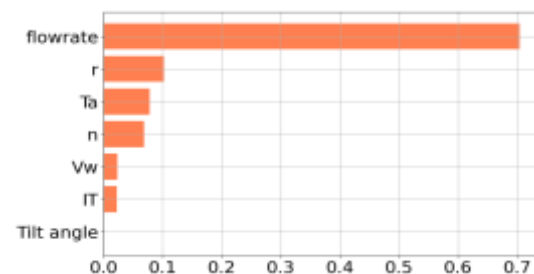
علاوه بر آن، در میان پارامترهای ورودی، تاثیر زاویه نصب، سرعت باد و تابش خورشیدی بر مقدار راندمان خیلی ناچیز است. بیشترین تاثیر را دبی آب خنک کننده دارد. سه پارامتر: تعداد لوله ها، دمای محیط، و قطر لوله ها، با تاثیر متوسط رو به پایین و تقریباً اثرگذاری هر سه یکسان است. به منظور استفاده از نتایج یک نمونه واقعی، در نظر است

شکل (۸) راندمان پیش بینی شده با روش جنگل تصادفی را نشان می دهد.



شکل ۸- مقدار پیش بینی و مقدار واقعی راندمان با مدل جنگل تصادفی

علاوه بر پیش بینی این روش، تاثیر ورودی ها نیز بر راندمان کلکتور در شکل (۹) آورده شده است. در اینجا نیز نتایج مشابهی با نتایج مدل درخت تصمیم دیده می شود. تاثیر زاویه نصب، سرعت باد و تابش خورشیدی روی راندمان خیلی ناچیز است و بیشترین تاثیر را دبی جرمی آب خنک کننده دارد. تعداد لوله ها، شعاع لوله ها و دمای محیط نیز تاثیر متوسط رو به پایین دارند.



شکل ۹- مقایسه تاثیر پارامترهای ورودی بر راندمان کلکتور با روش جنگل تصادفی

#### ۴-۴- مقایسه شاخص های ارزیابی سه مدل

شاخص های ارزیابی که پیشتر معرفی شدند در جدول ۳ برای هر سه مدل مقایسه شده اند.

جدول ۳- مقایسه شاخص های ارزیابی سه مدل

مدل	MSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE
خطی	23.232777	0.849277	4.058011	4.820039
درخت تصمیم	0.073191	0.999525	0.199172	0.270538
جنگل تصادفی	0.049623	0.999678	0.15825	0.222761

### تأییدیه اخلاقی

نویسندگان متعهد می‌شوند که مطالب این مقاله را در هیچ مجله دیگری به چاپ نرسانده‌اند.

### مشارکت‌های نویسندگان

**مهتاب سلیمی:** انجام محاسبات و بدست آوردن نتایج  
**سعادت زیرک:** تنظیم و نگارش مقاله، نظارت بر محاسبات

### منابع مالی

از منابع مالی شخصی استفاده شده است.

که در کارهای آینده یک ست آپ آزمایشگاهی از این کلکتور ساخته شود و بر اساس داده‌های استخراج شده از آن، برنامه‌ریزی برای تنظیم روش یادگیری ماشین با داده‌های تجربی انجام شود.

### تعارض منافع

نویسندگان اعلام می‌کنند که در مورد انتشار این مقاله تعارض منافع وجود ندارند.

### مراجع

- [1] Hottel, Hoyte, and Austin Whillier. "Evaluation of flat-plate solar collector performance." *Trans. Conf. Use Sol. Energy* 3, (1954): 12–13.
- [2] Colangelo, Gianpiero, Ernani Favale, Paola Miglietta, and Arturo De Risi. "Innovation in flat solar thermal collectors: A review of the last ten years experimental results." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 57 (2016): 1141-1159.
- [3] Sharif, MK Anuar, A. A. Al-Abidi, Sohif Mat, Kamaruzzaman Sopian, Mohd Hafidz Ruslan, M. Y. Sulaiman, and M. A. M. Rosli. "Review of the application of phase change material for heating and domestic hot water systems." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 42 (2015): 557-568.
- [4] Jamar, A. M. Z. A. A., Z. A. A. Majid, W. H. Azmi, M. Norhafana, and A. A. Razak. "A review of water heating system for solar energy applications." *International Communications in Heat and Mass Transfer* 76 (2016): 178-187.
- [5] Pambudi, Nugroho Agung, Iksan Riva Nanda, and Andi Dwi Saputro. "The energy efficiency of a modified v-corrugated zinc collector on the performance of solar water heater (SWH)." *Results in Engineering* 18 (2023): 101174.
- [6] Kumar, Mahesh, Bhawan Singh Negi, Rahul Grewal, and Himanshu Manchanda. "Assessment of an ETC based solar water heater at different tilt angles." *Materials Today: Proceedings* (2023).
- [7] Ji, Yasheng, Jinzhi Zhou, Bisengimana Emmanuel, Lin Wang, Lin Lu, and Yanping Yuan. "Assessment of factors affecting the performance of a novel double condenser heat pipe Photovoltaic-thermal (PV/T) system in hot water mode: An experimental study in the lab." *Thermal Science and Engineering Progress* 37 (2023): 101607.
- [8] Said, Zafar, Prabhakar Sharma, L. Syam Sundar, Changhe Li, Duy Cuong Tran, Nguyen Dang Khoa Pham, and Xuan Phuong Nguyen. "Improving the thermal efficiency of a solar flat plate collector using MWCNT-Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub>/water hybrid nanofluids and ensemble machine learning." *Case Studies in Thermal Engineering* 40 (2022): 102448.
- [9] Pawar, Vivek R., and Sarvenaz Sobhansarbandi. "Heat transfer enhancement of a PCM-porous metal based heat pipe evacuated tube solar collector: An experimental study." *Solar Energy* 251 (2023): 106-118.
- [10] Siyoum, Mesay. "Performance analysis of solar water heater system with heat pipe evacuated tube collector on moha soft drink industries in ethiopia." (2020).
- [11] Balaji, K., S. Iniyan, and Ranko Goic. "Thermal performance of solar water heater using velocity enhancer." *Renewable Energy* 115 (2018): 887-895.
- [12] Tilahun, Fitsum Bekele. "Machine learning interfaces for modular modelling and operation-based design optimization of solar thermal systems in process industry." *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 127 (2024): 107285.
- [13] Chandan, Radha Raman, C. R. Aditya, R. Elankeerthana, K. Anitha, R. Sabitha, Ravishankar Sathyamurthy, V. Mohanavel, and M. Sudhakar. "Machine learning Technique for improving the stability of Thermal Energy storage." *Energy Reports* 8 (2022): 897-907.

[14] Xu, Lan, Aboozar Khalifeh, Amith Khandakar, and Behzad Vaferi. "Numerical investigating the effect of Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-water nanofluids on the thermal efficiency of flat plate solar collectors." *Energy Reports* 8 (2022): 6530-6542.

[15] Duffie, John A., and William A. Beckman. *Solar engineering of thermal processes*. John Wiley & Sons, 2013.