مجله مهندسی مکانیک مدرس، آذر 1395، دوره 16، شماره 9، ص‌ص 437-448

ماهنامه علمی پژوهشی

مهندسی مکانیک مدرس

mme.modares.ac.ir

مطالعه تجربی تاثیر پارامترهای محیطی بر راندمان آبگرمکن خورشیدی با کلکتور سهموی با استفاده از شبکه عصبی در سیرجان

فرناز جمادی

مربی، فیزیک، دانشگاه صنعتی سیرجان، سیرجان
کرمان، کد پستی 7813733385، f.jamadi@sirjantech.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل
دریافت: 14 خرداد 1395
پذیرش: 29 مرداد 1395
ارائه در سایت: 11 مهر 1395

کلید واژگان:
راندمان
آبگرمکن خورشیدی
شبکه عصبی
کلکتور سهموی خطی
تابش خورشید

چکیده

در مطالعه حاضر پس از ساخت و راه اندازی یک آبگرمکن سهموی خورشیدی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدلی کارآمد برای پیش‌بینی راندمان آبگرمکن پیشنهاد می‌شود. شبکه عصبی دارای توانایی برقراری ارتباط منطقی میان پارامترهای ورودی و هدف است. زمانی که شرایط برای اندازه‌گیری داده‌ها مطلوب است، راندمان به عنوان تابعی از پارامترهای ورودی شبکه آموزش می‌یابد و از تابع آموزش یافته شبکه می‌توان برای پیش‌بینی راندمان سیستم خورشیدی استفاده کرد. داده‌های مورد استفاده شبکه عصبی با انجام آزمایش‌هایی روی کلکتور سهموی خطی، در چهار روز از خرداد ماه اندازه‌گیری شده است. متغیرهایی همچون تابش خورشید، دمای محیط، زمان و دمای سیال خروجی به عنوان ورودی‌های شبکه و راندمان آبگرمکن سهموی به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شده است. مدل‌های مختلفی از شبکه عصبی با در نظر گرفتن تعداد متفاوتی از متغیرهای ورودی و نورون‌ها ارائه شده است. با افزایش پارامترهای ورودی خطای میانگین مربعی کاهش و دقت مدل افزایش می‌یابد. بنابراین در میان تمام مدل‌ها، مدل 6 با ساختار 1-10-4 (که شامل تمام پارامترهای ورودی است) با خطای جذر میانگین مربعی 0.0061 و ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش 0.99995 دقیق‌ترین مدل است. با توجه به امکان پذیر نبودن انجام آزمایش‌های تجربی در شرایط مشابه، مدل ارائه شده می‌تواند با صرفه‌جویی هزینه و کاهش زمان تحقیقات در پیش‌بینی راندمان آبگرمکن مورد مطالعه موثر واقع شود.

Experimental Study of the Effect of Environmental Parameters on a Solar Parabolic Water Heater Efficiency using Neural Network in Sirjan

Farnaz Jamadi

Department of Physics, Sirjan University of Technology, Sirjan, Iran
P.O.B. 7813733385, Sirjan, Iran, f.jamadi@sirjantech.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 03 June 2016
Accepted 19 August 2016
Available Online 02 October 2016

Keywords:
Solar water heater system
Efficiency
Neural Network
Parabolic trough collector
Solar radiation

ABSTRACT

In this study, after fabricating a solar parabolic water heater, an efficient model is suggested to predict the efficiency of the solar water heater system (SWHS). Artificial neural networks (ANN) can create logical relations among the input parameters and target(s). The Efficiency is trained as a function of the input parameters, when conditions are desirable to measure the data, a network-trained function can be used to predict the efficiency of the solar system. The used data for the neural network analysis were measured by using experiments on a parabolic trough collector during four days in June. Variables such as solar radiation, ambient temperature and the output fluid temperature of the collector were considered as input parameters and the efficiency of the solar parabolic water heater was used as the output neural network. Different ANN models are presented based on the various input parameters and neurons. The ANN6 model with a 4-10-1 structure, with a root mean square error (RMSE) of 0.0061 and regression coefficient for train data (R_{trainl}) of 0.99995, is the most accurate among the presented models. By increasing the input parameters, the RMSE decreases and accuracy of the models increases. When experimental tests are not impossible in similar conditions, the presented model can help researchers predict the efficiency of studied SWHS by saving time and cost.

1- مقدمه

با توجه به اینکه مصرف انرژی در ایران 15 برابر ژاپن و 10 برابر اروپا می‌باشد، ایران به عنوان یکی از پرمصرف‌ترین کشورهای جهان محسوب می‌شود [1]. در این کشور گسترده که میانگین ساعات آفتابی در سال 2954 ساعت و منابع انرژی فسیلی در حال کاهش هستند، استفاده از منابع انرژی تجدیدپذیر مانند انرژی خورشیدی ناگزیر می‌نماید. خصوصا در مناطق روستایی که از شبکه اصلی گاز و برق شهرها دور می‌باشند، استفاده از سیستم‌های خورشیدی برای گرم کردن آب، گرمایش ساختمان و دیگر مصارف خانگی مقرون به صرفه است و نقش موثری در جلوگیری از افزایش گازهای گلخانه‌ای (پدیده گرم‌تر شدن کره زمین) و افزایش آلودگی‌های زیست محیطی ایفا می‌کنند [2]. مبدل انرژی خورشیدی در بسیاری از سیستم‌های خورشیدی کلکتورهای صفحه تخت و لوله خلاء هستند، اما این

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

Please cite this article using:

F. Jamadi, Experimental Study of the Effect of Environmental Parameters on a Solar Parabolic Water Heater Efficiency using Neural Network in Sirjan, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 16, No. 9, pp. 437-448, 2016 (in Persian)

کلکتورها به رغم ساختمان ساده خود راندمان‌های پایینی دارند. بنابراین، سیستم‌هایی با کلکتورهای متمرکزکننده طراحی و ساخته شده‌اند که با تعقیب مسیر خورشید در آسمان قادر به جذب انرژی حرارتی بیشتری هستند. این کلکتورها در طول محور شرقی-غربی یا شمالی-جنوبی زمین قرار می‌گیرند و برای متمرکز کردن نور خورشید حول یک محور دوران می‌کنند [3]. آنها بر حسب نوع کاربردشان به دو گروه اصلی تقسیم می‌شوند: کاربردهایی که نیازمند دماهای بالا بین 300 تا 400 درجه سانتیگرادند (تولید الکتریسیته و تولید بخار) و کاربردهای دیگری که در آنها به دماهای متوسط مابین 100 تا 250 درجه سلسیوس نیاز می‌باشد (مانند آبگرمکن و هوا گرمکن خورشیدی) [4]. زمانی که به حجم عظیمی از آب گرم نیاز باشد، از تعداد زیادی کلکتور سهموی خطی استفاده می‌کنند [5]. زیرا کلکتورهای سهموی نسبت به کلکتورهای صفحه تخت آب را به درجه حرارت بالاتری می‌رسانند. آنها برای گرم کردن آب نیاز به زمان کمتر و مساحت سطح کمتری در مقایسه با کلکتورهای صفحه تخت دارند. در فصل سرما آب درون لوله‌های کلکتور صفحه تخت به دلیل قطر کم این لوله‌ها یخ می‌زند، بنابراین کلکتورهایی با سیال عامل آب نیاز به ضدیخ دارند [6]. اما در کلکتور سهموی خطی با انتخاب روغن به عنوان سیال عامل نیازی به ضد یخ نیست و می‌توان با افزودن مواد ضد خوردگی مشکلات ناشی از خوردگی را کمتر کرد. برای تعیین کارایی آبگرمکن خورشیدی مهمترین پارامتر راندمان کل سیستم است که در هر منطقه جغرافیایی تحت تاثیر پارامترهای متعددی از جمله پارامترهای محیطی همانند تابش خورشید و دمای محیط قرار می‌گیرد [7]. با انتخاب سطح بازتاب کننده مناسب به منظور متمرکز کردن نور خورشید بر روی خط کانونی کلکتور، دمای سیال عامل داخل لوله جاذب و در نتیجه راندمان کلکتور افزایش می‌یابند [3]. برخی محققان برای افزایش راندمان از روش‌های متفاوتی استفاده کردند. میلانی و ماموریان فرایند انتقال حرارت را در جابه‌جایی طبیعی نانو سیال آب-آلومینا تحت شار حرارتی ثابت با استفاده از شبکه عصبی بررسی کردند که نقش موثری در بالا بردن راندمان کلکتورهای خورشیدی دارد [8].

الگوریتم های بسیاری برای پیشگویی راندمان سیستم‌های خورشیدی وجود دارند که از آن جمله می‌توان به الگوریتم ژنتیک، PSO [1] و شبکه عصبی مصنوعی اشاره کرد. اما شبکه یکی از کاراترین روش‌های هوش مصنوعی برای حل مسائل پیچیده است که در آنها چندین پارامتر بر روی یک هدف تاثیر می‌گذارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی معمولا برای حل دو نوع مسئله بکار می‌روند: اول مسائلی که میان پارامتر مطلوب خروجی مسئله و وزن پارامترهای ورودی ارتباط نامشخص یا پیچیده‌ای وجود دارد [9] و دوم مسائلی که اندازه‌گیری‌های تجربی پرهزینه، زمان بر و دشوارند. محققان بسیاری تاثیر پارامترهای محیطی و سیستمی را به صورت تئوری بر راندمان آبگرمکن خورشیدی بررسی نمودند، اما مطالعات تجربی کمی در این زمینه صورت پذیرفته است. همدان و همکاران پارامترهای ورودی شبکه را مجموعه‌ای شامل چگالی سیال، دمای ورودی و خروجی سیال به کلکتور، دمای محیط و تابش خورشیدی و پارامتر خروجی شبکه را راندمان حرارتی کلکتور در نظر گرفتند. شبکه عصبی استفاده شده توسط آنها شامل سه لایه است. این محققان هفت مدل مختلف را برای انواع شبکه عصبی بررسی کردند و نتیجه گرفتند که بهترین الگوی پیش بینی راندمان کلکتور مدل پیش خور چندلایه‌ای است [10]. یسی و همکاران برای تعیین راندمان آبگرمکن خورشیدی اثر تعداد متغیرهای ورودی را بر دقت شبکه عصبی بررسی کردند. آنها از سه مدل شبکه عصبی با 7، 8 و 9 متغیر ورودی برای پیش‌بینی راندمان بهره گرفتند و برای اطمینان برای معماری ساختار شبکه عصبی از داده های تجربی استفاده کردند. اگرچه دقت مدل ارائه شده توسط یسی و همکاران با کاهش تعداد پارامترهای ورودی کاهش پیدا می‌کند، با وجود این نتایج شبیه‌سازی مدل آنها با دقت خوبی راندمان را ارزیابی می‌کند [11]. هیبرت و همکاران خصوصیات حرارتی یک آبگرمکن خانگی را با استفاده از شبکه عصبی بررسی کردند و بر اساس مدل NN دمای آب برداشت شده از مخزن ذخیره انرژی را با دقت بالایی پیش‌بینی نمودند [12]. بن لی با استفاده از الگوریتم لونبرگ-مارکات رفتار غیرخطی عملکرد کلکتور خورشیدی را پیش‌بینی کرد و با مقایسه نتایج تجربی و نتایج حاصل از شبکه عصبی اثبات کرد که الگوریتم لونبرگ-مارکات از دقت قابل قبولی برخوردارست [13]. گرجیان و همکاران با استفاده از پارامترهای جغرافیایی یک مطالعه تئوری بر روی کلکتور سهموی بشقابی انجام دادند و با در نظر گرفتن تابش خورشید، زاویه سرعت باد، دمای محیط، سرعت باد و دمای لوله جاذب به عنوان متغیرهای ورودی راندمان کلکتور را با دقت بالایی پیش‌بینی کردند [14].

این مطالعه تجربی با هدف تعیین راندمان آبگرمکن سهموی خورشیدی در شهر سیرجان انجام شد. در مطالعه حاضر ابتدا یک کلکلتور سهموی خورشیدی طراحی و ساخته شد و با انجام آزمایش‌های تجربی در خردادماه 1394 پارامترهای ورودی شبکه برای 4 روز اندازه‌گیری شدند. سپس راندمان آبگرمکن با ورودی‌های مختلف (تابش خورشید، دمای محیط، دمای سیال خروجی از کلکتور و زمان) توسط شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفت. با تغییر تعداد پارامترهای ورودی شبکه از یک تا چهار در روز 15 ژوئن نتیجه گیری شد که راندمان این آبگرمکن خورشیدی با در نظر گرفتن هر 4 پارامتر با دقت بالایی توسط الگوریتم لونبرگ-مارکات پیش‌بینی می‌شود. علیرغم تحقیقات وسیعی که تاکنون راجع به پیش‌بینی رفتار آبگرمکن‌های خورشیدی با استفاده از شبکه عصبی صورت گرفته است، مدلی ارائه نشده است که با استفاده از داده‌های تجربی آموزش یافته راندمان سیستم را در بقیه اوقات پیش‌بینی نماید. در این مطالعه با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده روز 15 ژوئن به عنوان ورودی‌های شبکه، مدلی آموزش یافت که قادر به پیش‌بینی راندمان آبگرمکن خورشیدی در سه روز دیگر می‌باشد. با استفاده از مدل ارائه شده نتایج شبیه‌سازی راندمان در سه روز دیگر با راندمان واقعی آبگرمکن تطابق بسیار خوبی داشت. از آنجایی که تاکنون چنین مطالعه‌ای تحت شرایط محیطی خاص شهر سیرجان مانند دمای هوا و تابش خورشیدی سیرجان صورت نگرفته است، مدل ارائه شده می‌تواند به منظور صرفه‌جویی هزینه و زمان انجام آزمایش، مدلی کارآمد جهت پیشگویی راندمان آبگرمکن خورشیدی مورد مطالعه باشد.

2- شبکه عصبی مصنوعی

زمانی که مدل‌های تجربی کارایی لازم برای مدلسازی سیستم‌های مهندسی را ندارند، شبکه عصبی راه حل مناسبی برای تعیین رابطه موثر میان متغیرهای یک سیستم ارائه می‌دهد. شبکه‌های عصبی به دلیل داشتن سرعت بالا و دقت رضایتبخش آن در پیشگویی رابطه مناسب میان متغیرهای ورودی و خروجی بخصوص در حل مسائل پیچیده غیر خطی مورد توجه محققان قرار دارد [15]. شبکه عصبی مصنوعی سه مرحله اصلی دارد در مرحله اول پارامترهای ورودی و خروجی شبکه تعریف می‌شوند. مرحله دوم شامل

[1] particle swarm optimization

فرایند آموزش شبکه می‌باشد که در لایه های پنهان شبکه اتفاق می افتد. شبکه طی این فرایند یاد می‌گیرد که داده‌های ورودی با چه نظم خاصی می‌توانند بر داده‌های خروجی تاثیر بگذارند. پس از تخمین داده‌های خروجی، در مرحله آخر داده‌های تجربی و نتایج شبکه مقایسه می‌گردند و بر اساس میزان تطابق این پارامترها دقت محاسبه می‌شود. بدیهی است که هرچه دقت شبکه عصبی بیشتر باشد، خروجی‌های آن به داده‌های تجربی نزدیکتر و استفاده از آن برای پیشگویی عملکرد سیستم قابل قبول‌تر است. برای ایجاد هر شبکه عصبی می‌بایستی تعداد لایه‌ها، تعداد نورون‌ها و نوع الگوریتم در مرحله آموزش را مشخص نمود. تعداد لایه‌های پنهان و نوع الگوریتم مورد استفاده و تعداد پارامترهای ورودی و خروجی می‌توانند بر سادگی و پیچیده بودن شبکه و سرعت پاسخگویی شبکه تاثیر فراوانی داشته باشند. اختلاف بین پارامتر مطلوب واقعی (t_i) و خروجی شبکه (O_i) میزان خطا را نشان می‌دهد. خطای جذر میانگین مربعی به صورت رابطه (1) بیان می‌شود [10]:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(t_i - O_i)^2}{N}} \quad (1)$$

N تعداد داده‌های کل مجموعه است. ضریب همبستگی بر اساس رابطه (2) تعریف می‌شود:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(t_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^{N} {O_i}^2} \quad (2)$$

میانگین خطای مطلق از رابطه (3) محاسبه می‌گردد:

$$\text{MAPE} = \frac{O - t}{O} \quad (3)$$

O میانگین پارامتر خروجی شبکه و t میانگین پارامتر مطلوب واقعی است. بهترین نتیجه‌ها را می‌توان بر اساس دو معیار استخراج کرد: 1) خطای جذر میانگین مربعی حداقل باشد و معادله مربوط به برازش منحنی داده‌های تجربی و نتایج شبکه عصبی دارای کمترین میزان عرض از مبدا و شیب نزدیک به 1 باشد. 2) ضریب همبستگی R^2 در هر مورد آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی تا حد زیادی به 1 نزدیک باشد. در این حالت داده‌های تجربی و خروجی‌های حاصل از شبکه عصبی انطباق بیشتری با هم دارند. ساختار شبکه عصبی در این مطالعه در شکل 1 نشان داده شده است.

3- مواد و روش‌ها

3-1- سیستم اندازه‌گیری

سیستمی که بوسیله آن آزمایش‌ها انجام شد شامل اجزای زیر می‌باشد:

1- کلکتور خورشیدی: یک کلکتور سهموی خطی خورشیدی از یک سطح بازتاب کننده و لوله دریافت کننده (لوله جاذب) تشکیل شده است. سطح

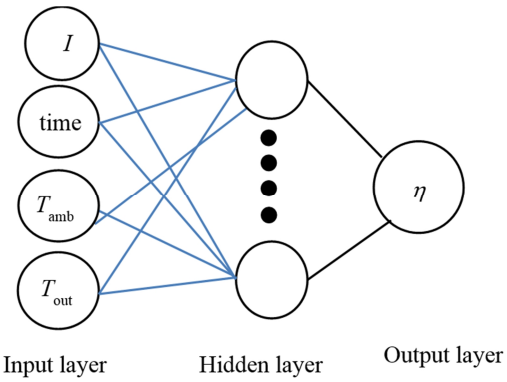

Fig. 1 The structure of the neural network

شکل 1 ساختارشبکه عصبی

بازتابنده که از ورق آلومینیوم آندایزشده ساخته شده، درون قالب فلزی سهمی شکل واقع شده است و لوله دریافت‌کننده درفاصله کانونی سهمی برای جذب بیشترین مقدار تشعشع خورشید قرار گرفته است. این قالب به محور و نگهدارنده فلزی متصل است و توسط اهرم و چرخ‌دنده حول محور افقی دوران می‌کند. مشخصات هندسی کلکتور سهموی در جدول 1 ذکر شده‌اند.

شکل شماتیک سطح بازتابنده در شکل 2 مشخص شده است. تصویر سطح کلکتور که با ورق آلومینیوم پوشانده شده، در شکل 3 ارائه شده است.

لوله جاذب کلکتور، لوله‌ای مسی، U شکل به قطر 8 میلیمتر است که لوله پیرکس استوانه‌ای شکلی آن را احاطه کرده است [16]. جنس این شیشه از شیشه‌های بوروسیلیکات است که در برابر حرارت مقاومت بالایی دارند. آرایش U شکل لوله جاذب به همراه صفحه مسی که زیر آن جوش داده شده یکی از مناسب‌ترین آرایش‌ها برای انتقال حرارت به سیال عامل می‌باشد [3] و در شکل 4 نشان داده شده است.

جدول 1 خصوصیات هندسی کلکتور سهموی خطی

Table 1 Characteristics of parabolic trough collector

اجزاء کلکتور	مقدار
زاویه لبه (درجه)	99
قطر لوله جاذب (متر)	0.008
طول کلکتور(متر)	1.32
فاصله کانونی (متر)	0.25
ضریب بازتاب سطح	0.89
مساحت سطح کلکتور (مترمربع)	1.31
مساحت سطح دریافت کننده (متر مربع)	0.033
عرض دهانه (متر)	0.89

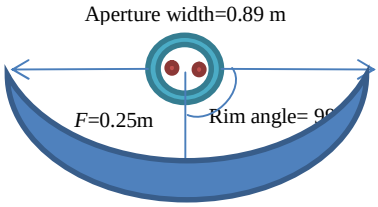

Fig. 2 Schematic of reflector surface

شکل 2 شکل شماتیک صفحه بازتابنده

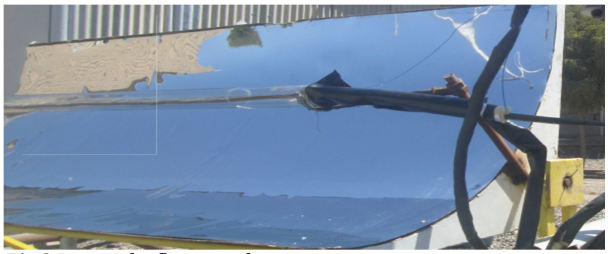

Fig.3 Image of reflector surface

شکل 3 تصویر سطح بازتابنده کلکتور

Fig. 4 Absorber tube

شکل 4 لوله جاذب

2- مخزن ذخیره انرژی: مخزن ذخیره انرژی حرارتی مخزنی از جنس فولاد است که ظرفیت آن 47 لیتر می‌باشد.

3- مبدل حرارتی: مبدل حرارتی مورد استفاده از نوع مبدل‌های جریان مخالف دو لوله‌ای است.

4- دو عدد دیتالاگر چهار کاناله: برای اندازه‌گیری دماهای ورودی و خروجی سیال از کلکتور و مبدل حرارتی و مخزن از دماسنج‌های دیجیتال چهار کاناله استفاده گردید.

5- پیرانومتر: از یک پیرانومتر برای اندازه‌گیری تابش خورشید استفاده شد و دماسنج دیجیتال و پیرانومتر در شکل 5 نشان داده شده است. خصوصیات دستگاه‌های اندازه‌گیری در جدول 2 ذکر شده است.

سیال عامل کلکتور سهموی روغن بهران می‌باشد که خواص عالی ضد خوردگی آن باعث محافظت از لوله جاذب و مبدل می‌گردد. مشخصات این روغن موتور در جدول 3 ذکر می‌شود.

شکل 6 تصویر کلکتور به همراه سایر تجهیزات را نشان می‌دهد.

در شکل 7 طرح کلی سیستم نشان داده شده است.

جدول 2 خصوصیات دستگاه‌های اندازه‌گیری

Table 2 Characteristics of measurement devices

دستگاه	مدل	رنج اندازه‌گیری	خطای دستگاه	شرکت سازنده
پیرانومتر	TES-1333	$2000 Wm^{-2}$	$\pm 10 Wm^{-2}$	TES تایوان
دماسنج دیجیتال	TES-1384	-100 ° C تا +1370° C	0.05±1°C	TES تایوان

جدول3 مشخصات روغن بهران

Table 3 Characteristics of Behran oil

نوع روغن	نقطه اشتعال (°C)	چگالی (kg/m^3)	گرانروی در 100 °C (cSt)
بهران 10W- 40	224	869	15.5

Fig. 5 Image of pyranometer and datalogger

شکل 5 تصویر پیرانومتر و دیتالاگر

Fig. 6 Image of the solar system

شکل 6 تصویر سیستم خورشیدی

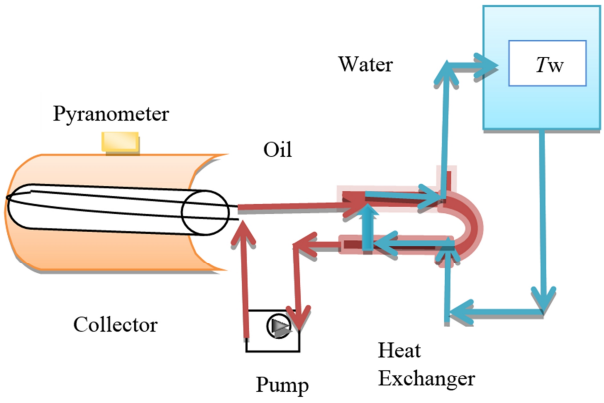

Fig.7 Schematic of the solar water heater system

شکل 7 طرح شماتیک سیستم آبگرمکن خورشیدی

3-2- روش انجام آزمایش‌ها

آبگرمکن ذکر شده در شهر سیرجان با ارتفاع 1743 متر از سطح دریا و طول و عرض جغرافیایی معادل 55°34′E و 29°28′N نصب شد. این شهر آب و هوایی نسبتا گرم و خشک دارد. (ماکزیمم و مینیمم دما در سیرجان حدودا برابر 40°C و 9° C- است). آزمایش‌ها در 4 روز از اواخر خردادماه 1394 (ژوئن 2015 میلادی) که یکی از گرم‌ترین ماه‌های سال است، انجام شدند. تابش خورشید، دماهای روغن ورودی و خروجی روغن کلکتور، دمای آب و روغن ورودی و خروجی مبدل حرارتی، دمای محیط و دمای مخزن آب هر روز در طول 8 ساعت، از ساعت 8 صبح تا 16 عصر اندازه‌گیری شدند.

روغن ابتدا توسط یک پمپ دنده‌ای به درون لوله جاذب منتقل می‌شود و سپس تشعشع ورودی به صفحه بازتابنده برخورد کرده و درست روی لوله جاذب متمرکز می‌شود و حرارت سیال روغن درون لوله بالا می‌رود. سپس این روغن داغ وارد مبدل حرارتی می‌شود و پس از انتقال حرارت به آب داخل مبدل به کلکتور سهموی برمی‌گردد. در قسمت دوم سیستم که شامل سیستم ذخیره انرژی حرارتی توسط آب است، آب از درون مخزن ذخیره وارد مبدل حرارتی شده و پس از جذب حرارت از روغن وارد مخزن ذخیره انرژی شده و حرارت آب مخزن را بالا می برد [17]. محور کلکتور در طول انجام آزمایش افقی است و با اهرم چرخ دنده به گونه‌ای تنظیم می‌شود که همواره ماکزیمم مقدار تابش خورشید وارد لوله جاذب گردد. با توجه به اینکه کشور ایران در نیمکره شمالی واقع شده است، کلکتور برای جذب بیشترین میزان تابش در جهت شمالی-جنوبی محور زمین قرار گرفته است و برای متمرکز کردن نور خورشید بر روی خط کانونی، کلکتور سهموی حول محور افقی خود از شرق به غرب چرخانده می‌شود [3]. پیرانومتر نیز بر روی کلکتور نصب شده و همواره تابش خورشید را اندازه می‌گیرد.

4- محاسبه راندمان آبگرمکن خورشیدی

بر پایه آنالیز حرارتی عملکرد کلکتور به تابش خورشید دمای محیط و میزان اتلاف از آن بستگی دارد. انرژی مفید جذب شده در واحد طول کلکتور سهموی بر حسب دمای لوله جاذب و دمای سیال عامل بصورت رابطه (4) بیان می‌شود [18]:

$$q_u = \acute{F}\frac{A_c}{L}\left(A - \frac{A_r}{A_c}U_L(T_f - T_{amb}\right) \quad (4)$$

که در آن A مساحت سطح دهانه و $\acute{F}$ ضریب راندمان کلکتور است که مطابق رابطه (5) تعریف می‌شود:

$$\acute{F} = \frac{\frac{1}{U_L}}{\frac{1}{U_L} + \frac{D_o}{hD_i} + \left[\frac{D_o}{2k}\ln\frac{D_o}{D_i}\right]} \quad (5)$$

در رابطه 5، D_o و D_i به ترتیب قطر خارجی و داخلی لوله جاذب هستند. راندمان حرارتی کلکتور را می‌توان از تقسیم انرژی دریافت شده بوسیله کلکتور بر انرژی تابشی در واحد سطح کلکتور نیز بدست آورد:

$$\eta_{th} = \frac{q_u}{q_s} \quad (6)$$

در رابطه (6)، q_s میزان انرژی تابشی خورشید است که کلکتور دریافت می‌کند و بر اساس رابطه (7) محاسبه می‌شود [17]:

$$q_s = IA_c \quad (7)$$

در رابطه (7)، A_c سطح دهانه کلکتور است. انرژی دریافتی مفید از کلکتور به اختلاف دمای روغن ورودی و خروجی سیال بستگی دارد و به شکل رابطه (8) است:

$$q_c = \dot{m}_f C_f (T_{f,out} - T_{f,in}) \quad (8)$$

لازم به ذکر است که q_c در واقع توان کلکتور است و پس از ضرب در یک عبارت بازه زمانی بصورت انرژی در می‌آید. اما در بیشتر مراجع این عبارت بصورت انرژی مفید کلکتور تعریف می‌گردد [18,3]. $T_{f,in}$ و $T_{f,out}$ در رابطه (7) دمای روغن ورودی و خروجی از کلکتور هستند. با استفاده از رابطه (7) و (8) راندمان حرارتی کلکتور به صورت رابطه (9) نوشته می‌شود:

$$\eta_{th} = \frac{\dot{m}_f C_f (T_{f,out} - T_{f,in})}{IA_c} \quad (9)$$

گرمای جذب شده توسط آب مخزن ذخیره بصورت رابطه (10) بیان می‌شود:

$$q_w = m_w C_w \Delta T_w \quad (10)$$

که در آن ΔT_w میزان اختلاف دمای آب مخزن در هر بازه زمانی است. راندمان آبگرمکن مطابق رابطه (11) میزان گرمایی است که آب از انرژی حرارتی مفید کلکتور جذب کرده است [19].

$$\eta = \frac{q_w}{q_c} \quad (11)$$

5- بحث و نتایج

برای اطمینان به نتایج حاصل از اندازه‌گیری‌های تجربی آنالیز خطا کل داده‌ها در بخش پیوست ارائه می‌شود. همان گونه که بیان گردید، الگوریتم‌های متفاوتی برای برقراری ارتباط میان پارامتر هدف و ورودی‌ها (مرحله آموزش) ارائه شده‌اند که در میان آنها الگوریتم نظارت شده لونبرگ-مارکات به عنوان یک الگوریتم مناسب برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی راندمان آبگرمکن می‌باشد. به این منظور یک مدل شبکه عصبی تک لایه‌ای با همه متغیرهای ورودی (در روز 15 ژوئن) آموزش یافت و پیش‌بینی راندمان آبگرمکن خورشیدی مورد مطالعه با الگوریتم مذکور با ساختار شبکه پرسپترون[1] با کمینه کردن خطا در نرم افزار متلب R2012a انجام شد. ابتدا داده‌ها مطابق درصدهای ارائه شده در جدول 4 به سه دسته آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی تقسیم شدند و سپس ساختار شبکه با 4 حالت مختلف برای توابع تانژانت سیگموئید[2] و لگاریتم سیگموئید[3] بررسی شد. بازه اطمینان میزان دقت آماری را در هر آزمایش مشخص می‌کند. کاهش داده‌های مورد استفاده برای آموزش باعث کاهش زمان فرایند آموزش می‌گردند. اما هر قدر که مجموعه داده‌ها کوچک انتخاب شوند، باز هم باید حداقل تعداد زیادی از موقعیت‌های محتمل مسئله را در نظر بگیرند [14]. انتخاب 70% از داده‌های کل برای آموزش باعث کوچکتر شدن خطای جذر میانگین مربعی و بازه اطمینان بیشتر می‌شود که بیانگر تخمین دقیق‌تر شبکه است [14]. بنابراین همان طور که در جدول 4 مشاهده می‌شود، نتایج مربوط به ساختار 20-10-70 به ترتیب داده‌های اعتبارسنجی، آزمایش و آموزش دارای بهترین نتیجه و کمترین خطای جذر میانگین مربعی هستند. داده‌های شبیه‌سازی از شبکه‌ای که به این ترتیب ایجاد می‌شود، به خوبی پیروی می‌کنند. نتایج ارائه شده در جدول 4 حاصل میانگین 42 تکرار از میانگین مربعی خطاست. عملکرد شبکه آموزش عصبی بر اساس خطای جذر میانگین مربعی ارزیابی می‌شود. بنابراین شبکه عصبی با دو تابع انتقال رایج در لایه مخفی آموزش دید و در مقایسه بین آنها، تابع تانژانت سیگموئید برای تمامی ساختارها خطای کمتری نسبت به تابع لگاریتم سیگموئید دارد.

یکی از مهم‌ترین عوامل تاثیر گذار بر ایجاد شبکه عصبی مطلوب و کارآمد انتخاب متغیرهای مستقل مناسب است. زیرا این متغیرها ساختار مدل طراحی شده را تعیین می‌کنند و بر روی ضرایب وزنی و نتایج نهایی موثرند. به منظور بررسی تاثیر تعداد پارامترهای ورودی شبکه 6 مدل مختلف برای روز 15 ژوئن بررسی شدند و 6 ترکیب متفاوت از I، time، T_{amb} و $T_{f,out}$ به عنوان ورودی‌های مدل و در تمام مدل‌ها راندمان به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شدند. به منظور تعیین معماری بهینه شبکه تعداد پارامترهای ورودی از 10-4 و تعداد نورون‌ها در لایه پنهان تغییر می‌کنند. خطای جذر میانگین مربعی و ضریب همبستگی برای آموزش و برای کل داده‌ها برای این مدل‌ها محاسبه شدند. نتایج ذکر شده در جدول 5 مربوط به روز 15 ژوئن هستند. در مدل 1 راندمان فقط به عنوان تابعی از I و در مدل دوم تخمینی از I و T_{amb} است. پارامترهای دیگر یک به یک به مدل‌های قبل اضافه می‌شوند. در تمامی مدل‌های ارائه شده در جدول 4 جذر میانگین مربعی مقدار کمی دارد. در واقع این پارامتر با زیاد شدن تعداد متغیرهای ورودی کاهش می‌یابد.

پس از بررسی مدل‌های ارائه شده در جدول 5، مدل 6 که دارای کمترین خطای میانگین مربعی با مقدار 0.0061 و بیشترین مقدار ضریب همبستگی آموزش 1 است، برای آموزش داده‌ها انتخاب شد. این مدل با معماری 1×10×4 (مربوط به روز 15 ژوئن) الگوی آموزش یافته قابل اطمینانی از شبکه عصبی می‌باشد که می‌بایستی سایر روزها از آن پیروی کنند و باید بتوان راندمان آبگرمکن را بر اساس این الگو با کمترین خطای جذر میانگین مربعی و ضریب همبستگی قابل قبولی پیش‌بینی نمود. خطاهای نسبی و مطلق راندمان تجربی و پیش‌بینی شده برای 15 و 17 و 22 و 24 ژوئن در جدول 6 بیان شده‌اند. همان طور که انتظار می‌رود، خطاهای ذکر شده در جدول 6 مقادیر بسیار کمی دارند.

جدول 4 نتایج شبکه عصبی با درصدهای متفاوتی از آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی و خطای جذر میانگین مربعی برای 15 ماه ژوئن

Table 4 Results of the ANN model with different size of training and test set and mean RMSE (1394/3/25)

ساختار شبکه عصبی	خطای جذر میانگین مربعی	
آموزش-اعتبارسنجی-آزمایش (%)	لگاریتم سیگموئید	تانژانت سیگموئید
20-10-70	0.044540	0.03741
20-15-65	0.085933	0.038886
20-20-60	0.168393	0.051148
20-25-55	0.150781	0.064143

[1] Perceptron
[2] Tansig
[3] Logsig

جدول 5 ترکیب‌های مختلف پارامترهای ورودی و ضرایب همبستگی مدل‌های شبکه عصبی

Table 5 Different combinations of input and Regression coefficients of the ANN models.

معماری شبکه	خطای جذر میانگین مربعی	ضریب همبستگی آموزش	ضریب همبستگی کل داده‌ها
مدل 1 $\eta = f(I)$			
1×3×1	0.1704	0.78052	0.69083
1×5×1	0.1635	0.83343	0.73704
1×7×1	0.1621	0.77015	0.71388
1×9×1	0.2320	0.77095	0.66213
1×10×1	0.1760	0.78451	0.64927
مدل 2 $\eta = f(I, T_{\mathrm{amb}})$			
2×4×1	0.0977	0.92735	0.90653
2×5×1	0.0868	0.94882	0.94183
2×7×1	0.0755	0.98905	0.94603
2×8×1	0.0668	0.98291	0.96413
2×10×1	0.0349	0.99969	0.99011
مدل 3 $\eta = f(I, T_{\mathrm{amb}}, T_{\mathrm{out}})$			
3×3×1	0.0523	0.98464	0.97582
3×5×1	0.0459	0.99234	0.98567
3×6×1	0.0506	0.97630	0.98120
3×8×1	0.0147	0.99836	0.99824
3×10×1	0.0072	1	0.99959
مدل4 $\eta = f(I, T_{\mathrm{amb}}, \mathrm{time})$			
3×4×1	0.0462	0.96505	0.98063
3×6×1	0.0351	0.98740	0.98865
3×7×1	0.0251	0.99526	0.99469
3×9×1	0.0122	0.99797	0.99862
3×10×1	0.0090	0.99961	0.99939
مدل 5 $\eta = f(I, \mathrm{time}, T_{\mathrm{out}})$			
3×5×1	0.0359	0.99755	0.98820
3×6×1	0.0328	0.99965	0.99127
3×7×1	0.0266	0.99246	0.99393
3×8×1	0.0158	0.99986	0.99776
3×10×1	0.0092	0.99998	0.99928
مدل6 $\eta = f(I, \mathrm{time}, T_{\mathrm{amb}}, T_{\mathrm{out}})$			
4×4×1	0.0102	1	0.99925
4×5×1	0.0126	0.99962	0.99857
4×6×1	0.0091	0.99925	0.99942
4×7×1	0.0081	0.99997	0.99946
4×8×1	0.0071	1	0.99954
4×9×1	0.0069	0.99998	0.99959
4×10×1	0.0061	0.99995	0.99968

جدول 6 میانگین خطاهای نسبی و مطلق برای 4 روز از سال 2015

Table 6 Mean relative and absolute errors for 4 days (2015)

تاریخ (2015)	میانگین خطای نسبی	میانگین خطای مطلق
15 ژوئن	0.0061	0.027
17 ژوئن	0.0063	0.036
22 ژوئن	0.0049	0.009
24 ژوئن	0.0111	0.0122

بر اساس داده‌های اندازه‌گیری شده روز 15 ژوئن از ساعت 8 صبح تا 16 عصر آموزش شبکه توسط مدل 6 انجام گرفت و راندمان پیش‌بینی براساس راندمان واقعی آبگرمکن برای کل داده‌ها به صورت نمودار شکل 8 رسم گردیده است.

ضریب همبستگی برای کل داده ها در 15 ژوئن برابر 0.99969 است. نزدیک بودن این ضریب به عدد 1 نشان از همبستگی بالای خروجی‌های شبکه و راندمان واقعی سیستم دارد. راندمان پیش‌بینی شده برحسب راندمان واقعی آبگرمکن برای داده‌های آموزش یافته در نمودار شکل 9 رسم شده است.

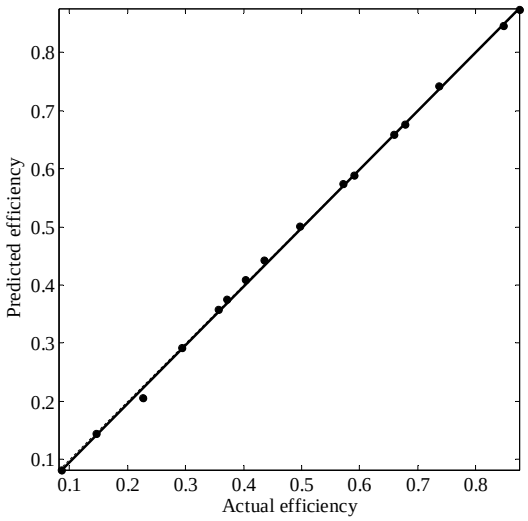

Fig. 8 Predicted efficiency versus actual efficiency for15 June (all data)

شکل 8 راندمان پیش بینی شده بر حسب راندمان واقعی در روز 15 ژوئن (برای کل داده ها)

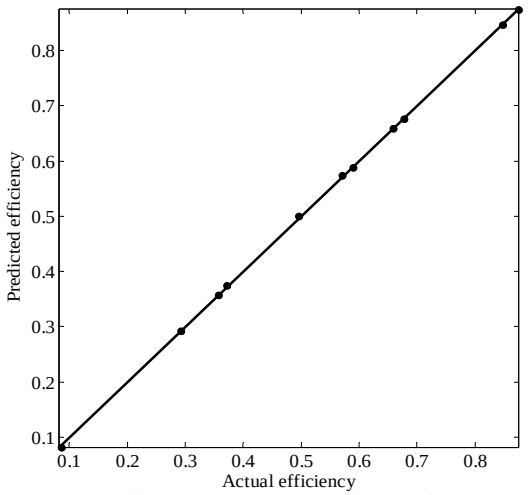

Fig. 9 Predicted efficiency versus actual efficiency for15 June (train data)

شکل 9 راندمان پیش بینی شده بر حسب راندمان واقعی در روز 15 ژوئن (برای داده‌های آموزش یافته)

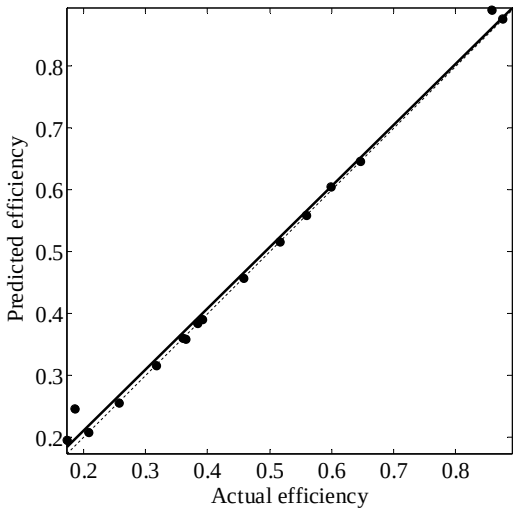

Fig.10 Predicted efficiency versus actual efficiency for 17 June

شکل 10 راندمان پیش بینی شده بر حسب راندمان واقعی در روز 17 ژوئن

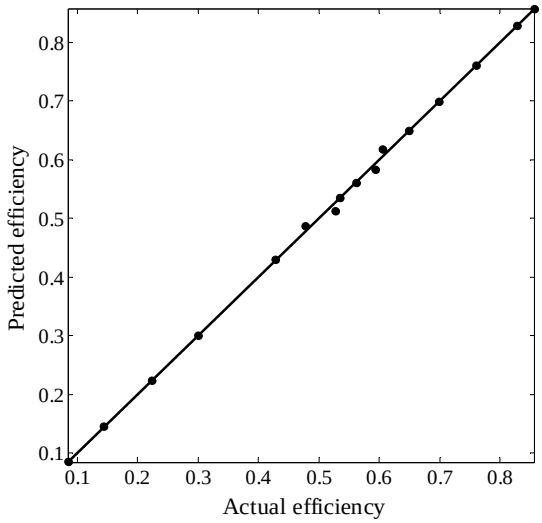

Fig. 11 Predicted efficiency versus actual efficiency (for 22 June)

شکل11 راندمان پیش بینی شده بر حسب راندمان واقعی در روز 22 ژوئن

ضریب همبستگی آموزش شبکه در 15 ژوئن نیز برابر 0.99995 حاکی از آن است که مدل 6 شبکه عصبی با 4 ورودی به خوبی قادر به پیشگویی راندمان بر اساس داده‌های اندازه‌گیری شده است و راندمان پیش‌بینی شده و راندمان حاصل از داده‌های تجربی به یکدیگر بسیار نزدیکند. شکل 10 نتایج راندمان محاسبه شده با داده‌های آزمایشگاهی و شبیه‌سازی شده را توسط الگوی آموزش یافته (از روز 15 ژوئن) در روز 17 ژوئن نشان می‌دهد. ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش یافته شبکه و راندمان واقعی در 17 ژوئن برابر 0.99881 می‌باشد. اختلاف کمی که ضریب همبستگی با 1 دارد، بیان کننده این مطلب است که داده‌های این روز به خوبی از الگوی آموزش یافته تبعیت می‌کنند. خطای جذر میانگین مربعی و خطای میانگین به ترتیب برابر 0.0172 و 0.0063 هستند که مقدارهای کم و قابل قبولی می‌باشد.

راندمان شبیه‌سازی با مدل 6 برای روز 22 ژوئن بر حسب راندمان واقعی آبگرمکن در شکل 11 نشان داده شده است. ضریب همبستگی داده‌های آموزش یافته و کل داده‌ها در این روز برابر 1 و 0.99966 است، یعنی نتایج شبکه و راندمان واقعی کاملا بر هم منطبق شده‌اند. خطای جذر میانگین مربعی و خطای میانگین در این روز به ترتیب برابر 0.0059 و 0.0049 هستند. مقادیر کم خطاها نشان می‌دهد که می‌توان به الگوی آموزش یافته اتکا کرد.

نمودار راندمان حاصل از شبکه و راندمان واقعی آبگرمکن روز 24 ژوئن در شکل 12 ارائه شده است.

مقدار ضریب همبستگی برای کل داده‌ها در روز 24 ژوئن برابر 0.99884 است. این مقدار نشان می‌دهد که همبستگی قوی میان راندمان واقعی و نتایج شبیه‌سازی حاصل از شبکه وجود دارد. خطای جذر میانگین مربعی و خطای میانگین در این روز برابر 0.0111 و 0.0122 است.

به منظور بررسی تاثیر میزان خطای داده‌های اندازه‌گیری شده، خطای داده‌های ورودی یک بار با حد بالای کمیت و یک بار با حد پایین آن به عنوان ورودی‌های شبکه در نظر گرفته شدند و آموزش مجدد شبکه عصبی انجام پذیرفت. راندمان پیش‌بینی شده بر اساس راندمان واقعی به صورت شکل‌های 13 و 14 در می‌آید.

نتایج حاصل از آموزش شبکه با در نظر گرفتن حد بالای داده‌های ورودی در شکل 14 رسم شده است. در این حالت تابش خورشید در تمام زمان‌ها با

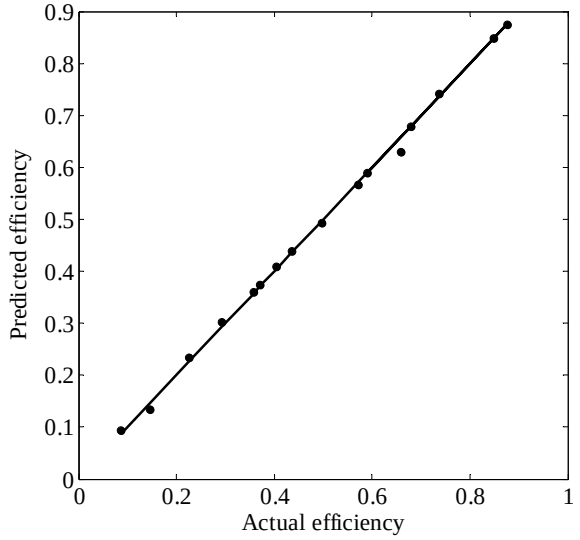

Fig. 12 Predicted efficiency versus Actual efficiency (15 June) for upper limit of inputs

شکل 12 راندمان پیش بینی شده بر حسب راندمان واقعی در روز 15 ژوئن برای حد بالای داده‌های ورودی

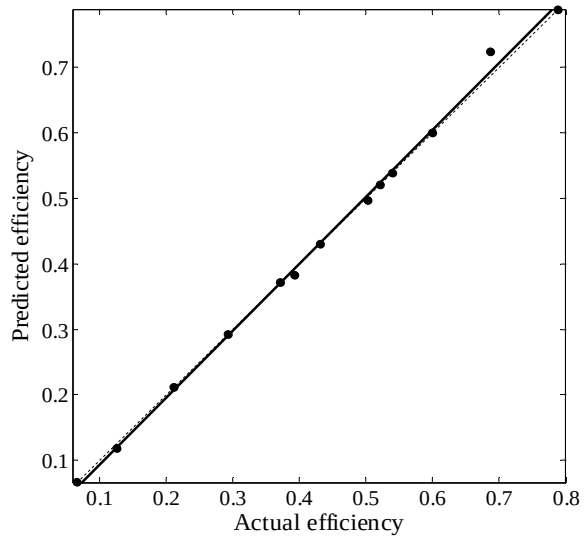

Fig. 13 Predicted efficiency versus Actual efficiency for 24 June

شکل 13 راندمان پیش بینی شده بر حسب راندمان واقعی در روز 24 ژوئن

$+10Wm^{-2}$ و دمای محیط و دمای روغن خروجی با $+1°C$ جمع شدند.

ضریب همبستگی برای کل داده‌ها و داده‌های آموزش یافته زمانی که از داده‌ها با حد بالای آنها برای آموزش شبکه استفاده می‌شود، (شکل 13) برابر 0.99927 و 0.9998 است. خطای میانگین و خطای میانگین مربعی در این مورد به ترتیب برابر 0.0207 و 0.0090 می‌باشد. نزدیک بودن ضرایب همبستگی به 1 و کوچک بودن مقدار خطاهای میانگین بیانگر این مطلب است که حتی با لحاظ کردن خطای داده‌های ورودی شبکه قادر به پیش‌بینی دقیقی می‌باشد. فرایند آموزش شبکه عصبی با در نظر گرفتن حد پایین داده‌های ورودی انجام و نمودار آن در شکل 14 رسم گردید. در این حالت تابش خورشید در تمام زمان‌ها به اندازه $-10Wm^{-2}$ و دمای محیط و دمای روغن خروجی به میزان $-1°C$ کم می‌شوند. ضریب همبستگی برای کل داده‌ها و داده‌های قسمت آموزش در روز 15 ژوئن زمانی که داده‌های ورودی با حد پایین خطای خود برای آموزش شبکه استفاده می‌شوند، به ترتیب برابر

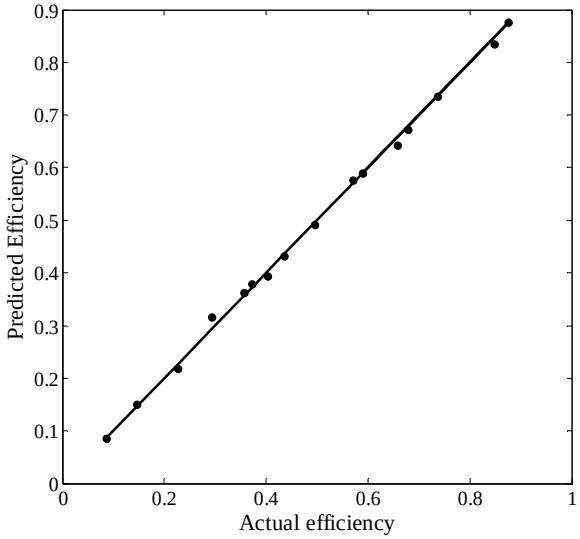

Fig. 14 Predicted efficiency versus Actual efficiency (15 June) for down limit of inputs

شکل 14 راندمان پیش بینی شده بر حسب راندمان واقعی در روز 15 ژوئن برای حد پایین داده‌های ورودی

0.9932 و 0.998 می‌باشد. خطای میانگین و خطای جذر میانگین مربعی در این حالت به ترتیب 0.0178 و 0.0091 هستند. همان طور که از نتایج شبکه و مقادیر خطا برداشت می‌شود، حتی با در نظر گرفتن خطای ورودی‌های شبکه همبستگی قوی میان راندمان واقعی و راندمان پیش‌بینی شده حفظ می‌شود و این دلیل کارا بودن شبکه است.

6- نتیجه‌گیری

این مطالعه نشان می‌دهد که می‌توان با استفاده از پارامترهای هواشناسی به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی، راندمان یک آبگرمکن سهموی خورشیدی را ارزیابی کرد. نتایج شبکه با دقت بیش از 95% پیش‌بینی شدند. چندین مدل شبکه با ترکیب‌های مختلف از پارامترهای ورودی برای یافتن مدل بهینه شبکه بررسی شدند. تابش خورشید، دمای محیط، زمان و دمای روغن خروجی کلکتور به عنوان متغیرهای ورودی بهترین مدل شبکه را ایجاد کردند. با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده روز 15 ژوئن به عنوان ورودی‌های شبکه، مدلی آموزش یافت که می‌تواند راندمان آبگرمکن خورشیدی را در سه روز دیگر پیش‌بینی کند. نتایج شبیه‌سازی حاصل از شبکه در روزهای 17، 22 و 24 ژوئن با راندمان تجربی مطابقت خوبی دارد. ضریب همبستگی در تمام روزها به یک بسیار نزدیک است که نشان دهنده دقت بالای شبکه می‌باشد. همچنین در نظر گرفتن میزان خطای پارامترهای ورودی شبکه تاثیر چندانی در برآورد راندمان توسط شبکه ندارد. بنابراین می‌توان از مدل ارائه شده برای پیش‌بینی راندمان آبگرمکن سهموی خورشیدی مورد مطالعه در شرایط مشابه آب و هوایی بهره برد.

7- تشکر و قدردانی

نتایج این مطالعه حاصل همکاری موثر آقای بهنام جمالی و آقای محمدجواد عرب پور و مساعدت‌های خانم دکتر عباسلو است. از ایشان به خاطر یاری بی‌مضایقه‌شان بسیار سپاسگزارم.

8- فهرست علائم

A	مساحت (m^2)
C	ظرفیت حرارتی ($Jkg^{-1}K^{-1}$)
D	قطر لوله جاذب (m)
H	ضریب همرفتی ($Wm^{-2}K^{-1}$)
I	تابش خورشید (Wm^{-2})
K	ضریب رسانش حرارتی ($Wm^{-1}K^{-1}$)
L	طول کلکتور (m)
max	ماکزیمم
min	مینیمم
Mean	مقدار متوسط
$\dot{m}_f$	شار جرمی روغن (kgs^{-1})
RMSE	خطای جذر میانگین مربعی
SWHS	آبگرمکن سهموی خورشیدی
T	دما (K)
t	زمان (h)
U_L	اتلاف حرارت ($Wm^{-2}K^{-1}$)
v	واریانس

زیرنویس‌ها

amb	هوا
c	کلکتور
f	سیال روغن
in	ورودی به کلکتور
out	خروجی از کلکتور
r	دریافت کننده
w	آب

9- مراجع

[1] G. Najafi, B. Ghobadian, R. Mamat, T. Yusaf, W. H. Azmi, Solar energy in Iran: Current state and outlook, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 49, Issue C, pp. 931–942, 2015.

[2] G. W. Crabtree, N. S. Lewis, Solar Energy Conversion, *Physics today*, Vol. 60, No. 3, pp. 37-42, 2007.

[3] J. A. Duffi, W. A. Backman, *Solar Engineering of Thermal Processes*, 3th Edition, pp. 344-404, (Translated by Y. Taheri, M. Diba, F. Mokhtari), Noavar Publication, 2006. (in Persian فارسی)

[4] O. Ibrahim, F. Fardoun, R. Younes, H. Louahlia-GualousI, Review of water-heating systems: General selection approach based on energy and environmental aspects, *Building and Environment*, Vol. 72, No. 2, pp. 259-286, 2014.

[5] A. Fernández-Garcia, E. Zarza, L. Valenzuela, M. Pérez, Parabolic-trough solar collectors and their applications, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 14, No. 7, pp. 1695-1721, 2010.

[6] E. Kjellsson, G. r. Hellstromb, B. Perers, Optimization of systems with the combination of ground-source heat pump and solar collectors in dwellings, *Energy*, Vol. 35, No. 6, pp. 2667–2673, 2010.

[7] H. A. Alborzi, M. Yaghoubi, R. Hesami, S. Mirhamedi, the measurement of intercept factor of parabolic trough collector using measuring solar flux, *21th International power system conference*, Tehran, Iran, November 13-15, 2006. (in Persian فارسی)

[8] K. Milani Shirvan, M. Mamourian, Numerical investigation of effect and optimization of Square Cavity inclination angle and magnetic field on heat transfer and Entropy Generation, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 15, No. 8, pp. 93-104, 2015. (in Persian فارسی)

[9] M. Kia, *Neural network In MATLAB*, pp. 73-75, Tehran: Kian Publication of Rayaneh Sabzs, 2008. (in Persian فارسی)

[10] M. A. Hamdan, A. A. Badran, E. A. Abdelhafez, A. M. Hamdan, Comparison of neural network models in the estimation of the performance of solar collectors, *Journal Infrastructure System*, Vol. 20, No. 2, pp. A14003:1-9, 2014.

[11] W. Yaïci, E. Entchev, M. Longo, M. Brenna, F. Foiadelli, Artificial Neural Network Modeling for Performance Prediction of Solar

Energy System, 4th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA), Palermo, Italy, November 22-25, 2015.

[12]CH. B. Hibbert, M. Gillott, G. Kendall, An artificial neural network for predicting domestic hot water characteristics, *International Journal of Low-Carbon Technologies*, Advance Access published, Vol. 4, No. 2, pp. 112-119, 2009.

[13] H. Benli, Determination of thermal performance calculation of two different types solar air collectors with the use of artificial neural networks, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 60, No. 1, pp. 1–7, 2013.

[14]Sh. Gorjiana, T. T. Hashjina, B. Ghobadiana, A. Banakar, Thermal Performance Evaluation of a Medium-Temperature Point-focus Solar Collector Using Local Weather Data and Artificial Neural Networks, *International Journal of Green Energy* , Vol. 12, No. 5, pp. 493–505, 2015.

[15] N. I. Santos, A. M. Said, D. E. James, N. H. Venkatesh. Modeling solar still production using local weather data and artificial neural networks, *Renewable Energy*, Vol. 40, No. 1, pp. 71–79, 2012.

[16]F. Jamadi, N. Aminizadeh, M.J. Arabpour, M. Khorasani, M. Khaksar, Calculation of the geometric parameters and optical characteristic of solar parabolic collector, *The first National Conference on Management Renewable Energy and Clean*, Hamedan, September 4, 2014. (in Persian فارسی)

[17]F. Jamadi, Presentation a practical method to determine the temperature of solar thermal energy storage tank, *1th national conference on new techniques in laboratory equipment and oil industry*, Tehran, August 13, 2015. (in Persian فارسی)

[18]C. Aghanajafi, A. Dehghani, *Advanced Solar Radiation Energy and Industrial Application*, pp. 41-42 Tehran: Khaje Nasir Toosi University, 2008. (in Persian فارسی)

[19]A. Rezania, H. Taherian, D. D. Ganji, Experimental investigation of a natural circulation solar domestic water heater performance under standard consumption rate, *International journal of Green Energy*, Vol. 9, No. 4, pp. 322-334, 2012.

10-پیوست

داده‌های اندازه‌گیری شده 15 ژوئن شامل تابش خورشید، دمای سیال ورودی به کلکتور، دمای محیط، تفاضل دمای محیط و سیال ورودی و راندمان حرارتی کلکتور در جدول 7 ارائه شده‌اند.

راندمان کلکتور بر حسب اختلاف دما بر تابش در نمودار شکل 15 نشان داده شده است.

داده های روز 17 ژوئن در جدول 8 ذکر شده است و راندمان حرارتی کلکتور در این روز با حذف داده های پرت در شکل 16 رسم گردیده است.

داده‌های اندازه‌گیری شده روز 22 ژوئن در جدول 9 ذکر شده است و راندمان حرارتی کلکتور در این روز در شکل 17 رسم گردیده است.

جدول7 داده های اندازه‌گیری شده روز 15 ژوئن

Table 7 Measurement data for 15 June

η_{th}	$\Delta T/I$	ΔT	T_{in} (°C)	T_{amb}(°C)	I(Wm^2)	t (h)
16.79	0.005405	4	30	26	740	8
17.37	0.062025	49	63	28	790	8:30
23.091	0.060494	49	70	29	810	9:00
20.38	0.056047	48.2	78.2	30	860	9:30
24.56	0.054545	48	79	31	880	10
25.31	0.052928	47	79	32	888	10:30
25.04	0.053073	47.5	80.5	33	895	11:00
26.05	0.052428	47.5	81	34	906	11:30
28.20	0.051502	46.3	81.3	35	899	12:00
30.26	0.051004	45.7	81.7	36	896	12:30
28.08	0.049451	45	82	37	910	13:00
30.19	0.048352	44	80.8	36.8	910	13:30
26.38	0.048889	44	80.5	36.5	900	14:00
27.48	0.047391	43.6	79.8	36.2	920	14:30
25.81	0.047778	43	79	36	900	15:00
29.20	0.046154	42	77.5	35.5	910	15:30
31.46	0.047727	42	77	35	880	16

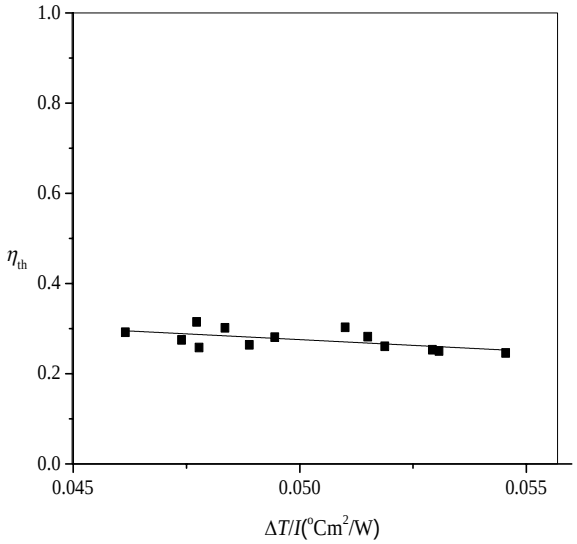

Fig. 15 Thermal efficiency of collector for 15 June

شکل 15 راندمان حرارتی کلکتور در روز 15 ژوئن

جدول 8 داده های اندازه‌گیری شده روز 17 ژوئن

Table 8 Measurement data for 17 June

η_{th}	$\Delta T/I$	I(Wm^{-2})	T_{in} (°C)	T_{amb} (°C)	t(h)
15.2	0.008108	24	30	740	8:00
14.5	0.044872	25	60	780	8:30
17.2	0.043902	26	62	820	9:00
17.1	0.041667	27	62	840	9:30
20.3	0.04142	30	65	845	10:00
20.2	0.037647	31	63	850	10:30
19.7	0.032558	32	60	860	11:00
20.3	0.03	34	61	900	11:30
20.6	0.031694	34	63	915	12:00
21.6	0.029189	38	65	925	12:30
21.0	0.032432	36	66	925	13:00
19.6	0.030435	37	65	920	13:30
18.4	0.027174	38	63	920	14:00
17.6	0.02623	39	63	915	14:30
17.3	0.024096	39	61	913	15:00
14.6	0.023077	40	61	910	15:30
13.3	0.024719	40	62	890	16:00

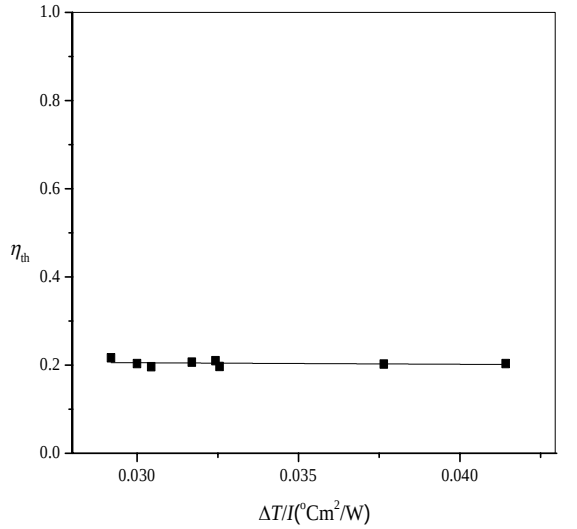

Fig. 16 Thermal collector efficiency for 17 June

شکل 16 راندمان حرارتی کلکتور در روز 17 ژوئن

داده‌های اندازه‌گیری شده روز 24 ژوئن در جدول 10 ذکر شده است و راندمان حرارتی کلکتور در این روز در شکل 18 رسم شده است.

جدول9 داده های اندازه گیری شده روز 22 ژوئن

Table 9 Measurement data for 22 June

η_{th}	$\Delta T/I$	I(Wm^2)	T_{in} (°C)	T_{amb} (°C)	t(h)
21.5	0.013	680	37	28	8:00
22.1	0.025	720	47	29	8:30
26.0	0.023	790	49	31	9:00
22.7	0.021	820	49	32	9:30
21.6	0.020	835	51	34	10:00
20.2	0.021	855	53	35	10:30
19.2	0.020	878	53.6	36	11:00
18.0	0.020	900	53.6	36	11:30
18.6	0.021	830	54	37	12:00
17.1	0.018	890	54	38	12:30
15.9	0.049	280	53.5	40	13:00
15.1	0.014	980	53.5	40	13:30
19.9	0.017	790	53	39.5	14:00
20.2	0.020	660	52	39	14:30
20.2	0.028	450	52	39	15:00
20.2	0.043	302	51	38	15:30
20.2	0.042	312	51	38	16:00

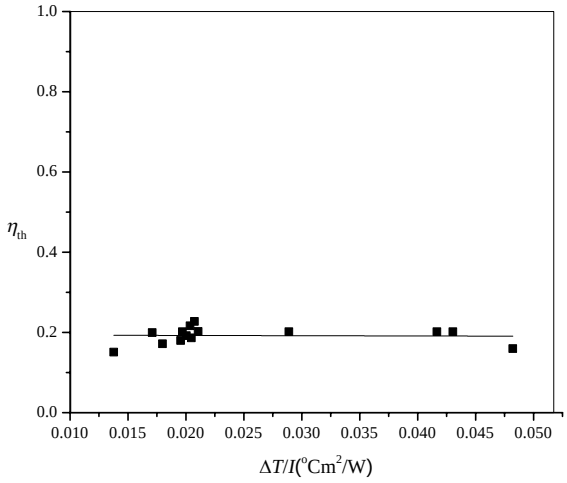

Fig.17 Thermal collector efficiency for 22 June

شکل 17 راندمان حرارتی کلکتور در روز 22 ژوئن

میانگین راندمان حرارتی کلکتور تمام روزهای آزمایش به همراه تحلیل نتایج آن در جدول 11 ذکر می‌گردد.

دماهای اندازه گیری شده مخزن آب و سیال ورودی و خروجی کلکتور و راندمان آبگرمکن خورشیدی در روز 15 ژوئن در جدول 12 آمده است.

دماهای اندازه گیری شده مخزن آب و سیال ورودی و خروجی کلکتور و راندمان آبگرمکن خورشیدی در روز 17 و 22 ژوئن در جدول 13 و 14 ارائه شده است.

جدول10 داده های اندازه گیری شده روز 24 ژوئن

Table 10 Measurement data for 24 June

η_{th}	$\Delta T/I$	I(Wm^2)	T_{in} (°C)	T_{amb} (°C)	t(h)
0.64	0	31	31	620	8:00
11.4	0.009	38.2	31.9	740	8:30
14.9	0.020	48.1	32.5	780	9:00
16.2	0.023	51.5	33	790	9:30
17.5	0.022	52.9	35	830	10:00
18.7	0.021	54	36	860	10:30
19.6	0.022	56.2	37	867	11:00
19.6	0.022	57.2	38	890	11:30
19.2	0.019	56	39	900	12:00
17.9	0.019	56	39	905	12:30
17.7	0.018	56.8	40	910	13:00
17.2	0.018	56.4	40	905	13:30
15.9	0.017	55	39.5	900	14:00
15.8	0.020	56.8	39	890	14:30
14.9	0.021	56	38	850	15:00
14.9	0.022	55	37.6	800	15:30
16.4	0.021	53	37	750	16:00

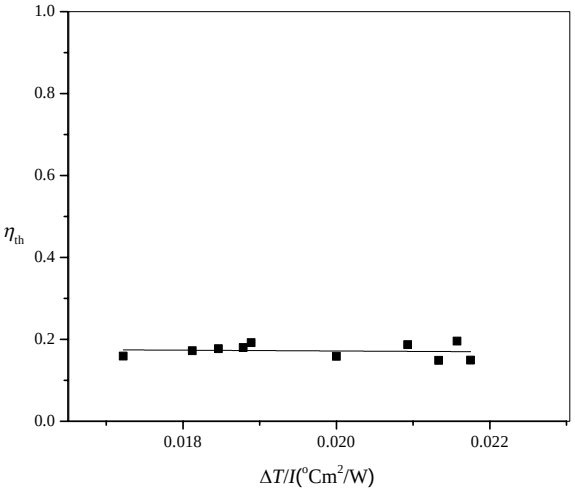

Fig.18 Thermal collector efficiency for 24 June

شکل 18 راندمان حرارتی کلکتور در روز 24 ژوئن

جدول 11 آنالیز خطای راندمان کلکتور

Table 11 Error analysis of collector efficiency

v	σ	$\Delta\eta$	η_{min}	η_{max}	η_{Mean}	تاریخ
14.19	3.77	7.53	17.10	24.64	24.64	2015.6.15
					18.449	2015.6.17
					19.92	2.15.6.22
					17.10	2015.6.24

جدول12 راندمان آبگرمکن خورشیدی در روز 15 ژوئن

Table 12 SWHS efficiency for 15 June

η	q_w (MJ)	ΔT_w (°C)	T_w (°C)	q_c (MJ)	ΔT_f (°C)	T_{in} (°C)	T_{out} (°C)	t (h)
			24		0	30	30	8
0.6	0.4	2	26	0.4	16	63	79	8.5
0.9	0.8	4	30	0.8	30	70	100	9
0.8	0.8	4	34	0.9	31	75	106	9.5
0.7	0.6	3	37	0.8	28	79	107	10
0.7	0.6	3	40	0.9	31	79	110	10.5
0.7	0.4	2	42	1	34.5	80.5	115	11
0.6	0.6	3	45	1	39	81	120	11.5
0.5	0.2	1	46	1	42.7	81.3	124	12
0.4	0.6	3	49	1.2	45.3	81.7	127	12.5
0.4	0.6	3	52	1.1	43	82	125	13
0.4	0.6	3	55	1.2	45.2	80.8	126	13.5
0.4	0.4	2	57	1	39.5	80.5	120	14
0.3	0.4	2	59	1.1	40.2	79.8	120	14.5
0.2	0.4	2	61	0.99	36	79	115	15
0.1	0.2	1	62	1	38.5	77.5	116	15.5
0.09	0.2	1	63	1.1	38	77	115	16

جدول 13 راندمان آبگرمکن خورشیدی در روز 17 ژوئن

Table 13 SWHS efficiency for 17 June

η	q_w (MJ)	ΔT_w (°C)	T_w (°C)	q_c (MJ)	ΔT_f (°C)	T_{in} (°C)	T_{out} (°C)	t (h)
			33	0.33	43	80	37	8
0.86	0.38	2	35	0.44	58	105	47	8.5
0.83	0.51	2.7	37.7	0.61	81	130	49	9
0.76	0.49	2.6	40.3	0.65	85	134	49	9.5
0.7	0.47	2.5	42.8	0.67	89	140	51	10
0.65	0.45	2.4	45.2	0.7	92	145	53	10.5
0.6	0.43	2.3	47.5	0.71	94.4	148	53.6	11
0.59	0.43	2.3	49.8	0.73	96.4	150	53.6	11.5
0.56	0.4	2.1	51.9	0.7	93	147	54	12
0.55	0.38	2	53.9	0.7	93	147	54	12.5
0.53	0.36	1.9	55.8	0.68	89.5	143	53.5	13
0.48	0.32	1.7	57.5	0.67	88.5	142	53.5	13.5
0.47	0.28	1.5	59	0.66	87	140	53	14
0.3	0.19	1	60	0.63	83	135	52	14.5
0.22	0.13	0.7	60.7	0.59	78	130	52	15
0.14	0.08	0.4	61.1	0.52	69	120	51	15.5
0.08	0.04	0.2	61.3	0.45	59	110	51	16

جدول14راندمان آبگرمکن خورشیدی در روز22 ژوئن

Table 14 SWHS efficiency for 22 June

t (h)	T_w (°C)	ΔT_w (°C)	q_w (MJ)	T_{in} (°C)	T_{out} (°C)	ΔT_f (°C)	q_c (MJ)	η
8	29			30	70	40		
8.5	31	1	0.2	60	96	40	0.5	0.37
9	35	3	0.6	62	104	50	0.6	0.88
9.5	38	3	0.6	62	113	51	0.7	0.86
10	40.5	2.7	0.6	65	126	61	0.8	0.65
10.5	41.5	2.5	0.5	63	124	61	0.8	0.6
11	44	2.3	0.4	60	120	60	0.8	0.56
11.5	46	2.3	0.4	61	126	65	0.8	0.52
12	48	2.1	0.4	63	130	67	0.9	0.46
12.5	49	1.9	0.4	65	136	71	0.9	0.39
13	50	1.7	0.3	66	135	69	0.9	0.36
13.5	50.9	1.6	0.3	65	128	63	0.8	0.37
14	51.7	1.3	0.2	63	123	60	0.8	0.32
14.5	52.4	1	0.2	63	120	57	0.7	0.26
15	53	0.8	0.2	61	117	56	0.7	0.21
15.5	53.6	0.6	0.1	61	109	48	0.6	0.18
16	54.1	0.5	0.09	62	104	42	0.5	0.17

دمای آب مخزن آبگرمکن و دمای روغن ورودی و خروجی کلکتور و راندمان کل سیستم در روز 24 ژوئن در جدول 15 ذکر شده است.

جدول15 راندمان آبگرمکن خورشیدی در روز 24 ژوئن

Table 15 SWHS efficiency for 24 June

t (h)	T_w (°C)	ΔT °C	q_w (MJ)	T_{in} (°C)	T_{out} (°C)	ΔT_f (°C)	q_c (MJ)	η
8	31			31	33	2		
8.5	33.7	2.7	0.7	38.2	80.7	42.5	0.4	0.9
9	37.5	3	0.6	48.1	107	58.6	0.5	0.9
9.5	40.8	3	0.6	51.5	116	64.5	0.6	0.9
10	43.6	2.8	0.5	52.9	126	73.1	0.7	0.8
10.5	46.3	2.7	0.5	54	135	81	0.7	0.7
11	48.9	2.5	0.5	56.2	142	85.8	0.8	0.6
11.5	51.2	2.3	0.4	57.2	145	87.8	0.8	0.5
12	53.4	2.2	0.4	56	143	87	0.8	0.5
12.5	55.4	2	0.4	56	138	82	0.8	0.5
13	57.1	1.7	0.3	56.8	138	81.2	0.7	0.4
13.5	58.6	1.5	0.3	56.4	135	78.6	0.7	0.4
14	59.9	1.3	0.3	55	127	72	0.7	0.4
14.5	60.8	1	0.2	56.8	127	70.2	0.6	0.3
15	61.5	0.7	0.1	56	124	68	0.6	0.2
15.5	61.9	0.4	0.1	55	120	65	0.6	0.1
16	62.1	0.2	0.04	53	115	62	0.6	0.07

جدول 17 واریانس و انحراف معیار دمای محیط اندازه‌گیری شده در روزهای انجام آزمایش نشان می‌دهد. اندیس ها در کمیت‌های ذکر شده در جدول 16 نشان دهنده تاریخ روز مورد نظر در ماه ژوئن سال 2015 می باشد. آنالیز خطای دمای آب مخزن و دماهای روغن ورودی و خروجی کلکتور به ترتیب در جدول‌های 19 و 20 و 21 ارائه شده است.

آنالیز خطای راندمان آبگرمکن خورشیدی انجام شده است و واریانس و انحراف معیار راندمان در جدول 16 برای 4 روز در ماه ژوئن سال 2015 ذکر شده است.

جدول16 آنالیز خطای راندمان آبگرمکن خورشیدی

Table 16 Error analysis of SWHS efficiency

σ	V	$\Delta\eta$	η_{max}	η_{min}	η_{Mean}	تاریخ
0.039	0.0015	0.0777	0.524	0.446	0.486	15.6
					0.446	17.6
					0.517	22.6
					0.520	24.6

جدول17 آنالیز خطای دمای محیط

Table 17 Error analysis of ambient temperatures

v_{15}	T_{amb15} (°C)	v_{17}	T_{amb17} (°C)	v_{22}	T_{amb22} (°C)	v_{24}	T_{amb24} (°C)	t(h)
40.0	26	90.3	24	61.6	28	36	31	8
23.3	27.5	72.3	25	46.9	29	29.16	31.6	8:30
11.1	29	56.3	26	23.5	31	20.25	32.5	9
5.4	30	42.3	27	14.8	32	8.41	34.1	9:30
1.8	31	12.3	30	3.42	34	4	35	10
0.11	32	6.25	31	0.72	35	1	36	10:30
0.45	33	2.25	32	0.02	36	0	37	11:00
2.8	34	0.25	34	0.02	36	0	37	11:30
7.1	35	0.25	34	1.32	37	1	38	12:00
13.5	36	20.3	38	4.6	38	4	39	12:30
21.8	37	6.25	36	17.2	40	9	40	13:00
19.9	36.8	12.3	37	17.2	40	4	39	13:30
17.4	36.5	20.3	38	13.3	39.5	4	39	14:00
14.9	36.2	30.3	39	9.92	39	9	40	14:30
13.5	36	30.3	39	9.9	39	16	41	15:00
10.1	35.5	42.3	40	4.6	38	9	40	15:30
7.1	35	42.3	40	4.62	38	4	39	16:00
12.38		28.60		13.76		9.34		v
	33.3		33.5		35.9		37.0	T_{Mean}
	37		40		40		41	T_{MAX}
	26		24		28		31	T_{MIN}
	11		16		12		10	ΔT

جدول 18 آنالیز خطای دمای آب مخزن

Table 18 Error analysis of tank water temperature

v_{24}	T_{w24} (°C)	v_{22}	T_{w22} (°C)	v_{17}	T_{w17}(°C)	v_{15}	T_{w15} (°C)	t(h)
392.4	31	294.1	33	261.2	29	484	24	8
292.8	33.7	229.5	35	200.5	31	400	26	8:30
177.2	37.5	155.0	37.7	103.2	35	256	30	9:00
100.2	40.8	97.0	40.3	51.3	38	144	34	9:30
51.9	43.6	54.0	42.8	21.7	40.5	81	37	10
20.3	46.3	24.5	45.2	13.4	41.5	36	40	10:30
3.7	48.9	7.0	47.5	1.4	44	16	42	11:00
0.15	51.2	0.1	49.8	0.7	46	1	45	11:30
6.7	53.4	3.1	51.9	8.1	48	0	46	12:00
21.07	55.4	14.1	53.9	14.8	49	9	49	12:30
39.6	57.1	31.9	55.8	23.4	50	36	52	13:00
60.7	58.6	54.0	57.5	32.9	50.9	81	55	13:30
82.6	59.9	78.3	59	42.8	51.7	121	57	14:00
99.8	60.8	97.0	60	52.4	52.4	169	59	14:30
114.3	61.5	111.3	60.7	61.5	53	225	61	15:00
122.9	61.9	119.9	61.1	71.2	53.6	256	62	15:30
127.5	62.1	124.3	61.3	79.9	54.1	289	63	16:00
1713.9		1495.3		1040.3		2604		v
	50.8		50.2		45. 2		46	T_{Mean}
	62.1		61.3		54.1		63	T_{max}
	31		33		29		24	T_{min}
	31.1		28.3		25.1		39	ΔT
41.4		38.7		32.3		51.0		σ

جدول 19 آنالیز دمای روغن ورودی به کلکتور

Table 19 Error analysis of inlet oil temperature

v_{24}	T_{in24}(°C)	v_{22}	T_{in22}(°C)	v_{17}	T_{in17}(°C)	v_{15}	T_{in15}(°C)	t(h)
458	31	196	37	943.1	30	2035.8	30	8
201.6	38.2	16	47	0.5	60	146.9	63	8:30
18.5	48.1	4	49	1.7	62	26.2	70	9:00
0.81	51.5	4	49	1.7	62	0.01	75	9:30
0.25	52.9	0	51	18.4	65	15.05	79	10
2.56	54	4	53	5.2	63	15.05	79	10:30
14.4	56.2	6.76	53.6	0.5	60	28.9	80.5	11:00
23	57.2	6.76	53.6	0.1	61	34.8	81	11:30
13	56	9	54	5.2	63	38.2	81.3	12:00
13	56	9	54	18.4	65	43.3	81.7	12:30
19.4	56.8	6.25	53.5	28	66	47.3	82	13:00
16	56.4	6.25	53.5	18.4	65	32.3	80.8	13:30
6.8	55	4	53	5.2	63	28.9	80.5	14:00
19.4	56.8	1	52	5.2	63	21.9	79.8	14:30
13	56	1	52	0.1	61	15.1	79	15:00
6.8	55	0	51	0.1	61	5.7	77.5	15:30
0.4	53	0	51	1.7	62	3.5344	77	16:00
48.6		16.1		61.9		149.4		v
	52.4		51		60.7		75.1	T_{Mean}
	57.2		54		66		82	T_{MAX}
	31		37		30		30	T_{MIN}
	26.2		17		36		52	ΔT
6.9		4		7.9		12.2		σ

جدول20 آنالیز دمای روغن خروجی از کلکتور

Table 20 Error analysis of outlet oil temperature

v_{24}	T_{out24} (°C)	v_{22}	T_{out22} (°C)	v_{17}	T_{out17} (°C)	v_{15}	T_{out15} (°C)	t(h)
6724	40	2704	80	2162	70	4858	40	8
729	95	729	105	420	96	942	79	8:30
144	110	4	130	25	104	94	100	9:00
36	116	4	134	12	113	13	106	9:30
16	126	64	140	90	126	7	107	10
169	135	169	145	56	124	0.09	110	10:30
400	142	256	148	12	120	28	115	11:00
529	145	324	150	90	126	106	120	11:30
441	143	225	147	182	130	204	124	12:00
256	138	225	147	380	136	299	127	12:30
256	138	121	143	342	135	234	125	13:00
586	135	100	142	132	128	265	126	13:30
25	127	64	140	42	123	106	120	14:00
25	127	9	135	12	120	106	120	14:30
4	124	4	130	0.25	117	28	115	15:00
4	120	144	120	56	109	39	116	15:30
49	115	484	110	156	104	28	115	16:00
586		331		253		433		v
	122.1176		132.1176		116.5294		109.7059	T_{Mean}
	145		150		136		127	T_{max}
	40		80		70		40	T_{min}
	105		70		66		87	ΔT
99		75		65		85		σ

جدول 21 آنالیز خطای تابش خورشیدی در روزهای 15، 17،22 و 24 ژوئن

Table 21 Error analysis of solar radiation for15, 17, 22 and 24 June

v_{24}	I_{24} (Wm^{-2})	v_{22}	I_{22} (Wm^{-2})	v_{17}	I_{17} (Wm^{-2})	v_{15}	I_{15} (Wm^{-2})	t(h)
46225	620	4225	680	18225	740	18496	740	8
9025	740	625	720	9025	780	7396	790	8:30
3025	780	2025	790	3025	820	4356	810	9
2025	790	5625	820	1225	840	256	860	9:30
25	830	8100	835	900	845	16	880	10
625	860	12100	855	625	850	144	888	10:30
1024	867	17689	878	225	860	361	895	11:00
3025	890	24025	900	625	900	900	906	11:30
4225	900	7225	830	1600	915	529	899	12:00
4900	905	21025	890	2500	925	400	896	12:30
5625	910	55225	980	2500	925	1156	910	13:00
4900	905	55225	980	2025	920	1156	910	13:30
4225	900	2025	790	2025	920	576	900	14:00
3025	890	7225	660	1600	915	1936	920	14:30
225	850	87025	450	1444	913	576	900	15:00
1225	800	196249	302	1225	910	1156	910	15:30
7225	750	187489	312	225	890	16	880	16:00
5916.1		40772.1		2883.5		2319.2		v
	834.5294		745.4118		874.5882		876.1176	I_{Mean}
	910		980		925		920	I_{max}
	620		302		740		740	I_{min}
	290		678		185		180	ΔI
	76.9163		201.9212		53.69796		48.15783	σ