

## Predicting the Thermal Changes of a Fluid Storage Tank of a Solar Dryer Using Artificial Neural Network and Computational Fluid Dynamics Method

ZAKARIA ALIMOHAMMADI<sup>1</sup>, HADI SAMIMI AKHIJAHANI<sup>1\*</sup>, PAYMAN SALAMI<sup>1</sup>

1. Department of Biosystem Engineering, Faculty of Agriculture, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran  
(Received: Dec. 10, 2019- Revised: Feb. 1, 2020- Accepted: June. 6, 2020)

### ABSTRACT

In this research, to increase the performance of parabolic solar collector, PCM phase change materials were used inside the fluid storage tank. The effect of fluid flow rate at three levels of 1, 2.5 and 5 l/min and PCM mass at two levels of 1.5 and 3.2 kg on output temperature and thermal efficiency of the collector and tank efficiency using experimental methods and CFD and ANN were evaluated and compared. Drying efficiency changed from 21.11 to 25.20% and collector from 62.9 to 64.03. The collector efficiency error of CFD and ANN methods varied from 5.31 to 7.4% and 1.22 to 3.84%, respectively. According to the statistical data and the time spent, it was found that the ANN method can be used to predict the thermal behavior of the system more accurately and less time than the CFD method.

**Keywords:** Thermal Efficiency, Solar dryer, CFD Method, artificial neural network, Solar radiation

---

\*Corresponding Author's Email: [h.samimi@uok.ac.ir](mailto:h.samimi@uok.ac.ir)

## پیش بینی تغییرات حرارتی مخزن ذخیره کننده سیال یک خشک کن خورشیدی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش دینامیک سیالات محاسباتی

ذکریا علیمحمدی<sup>۱</sup>، هادی صمیمی اخیمانی<sup>۱\*</sup>، پیمان سلامی<sup>۱</sup>

۱. گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران  
(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۹/۱۹ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۸/۱۱/۱۲ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۹/۳/۱۷)

### چکیده

در این تحقیق برای افزایش عملکرد جمع کننده خورشیدی سهموی از مواد تغییر فاز دهنده PCM درون مخزن ذخیره کننده سیال استفاده شد. تاثیر میزان جریان سیال در سه سطح ۱، ۲/۵ و ۵ لیتر بر دقیقه و جرم PCM در دو سطح ۱/۵ و ۳/۲ کیلوگرم بر دمای خروجی، بازده جمع کننده و بازده مخزن با استفاده روش آزمایشگاهی و CFD و ANN ارزیابی و با هم مقایسه شد. میزان بازده خشک کردن از ۲۱/۱۱ تا ۲۵/۲۰ درصد و جمع کننده از ۶۲/۹ تا ۶۴/۰۳ تغییر نمود. میزان خطای به دست آمده از بازده جمع کننده از روش CFD و ANN به ترتیب از ۵/۳۱ تا ۷/۴ درصد و ۱/۲۲ تا ۳/۸۴ درصد تغییر بود. با توجه به داده‌های آماری و مدت زمان صرف شده مشخص شد که روش ANN نسبت به روش CFD با دقت بیشتر و زمان صرف شده کمتر می‌تواند برای پیش‌بینی رفتار حرارتی سامانه استفاده شود.

**واژه‌های کلیدی:** بازده حرارتی، خشک کن خورشیدی، دینامیک سیالات محاسباتی، شبکه عصبی مصنوعی، شدت تابش خورشیدی.

### مقدمه

امروزه از شبکه‌های عصبی در بسیاری از رشته‌های مهندسی برای بهینه‌سازی، شبیه‌سازی و مدل‌سازی روابط بین پدیده‌ها استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی برای اولین بار در سال ۱۹۴۳ توسط Cilloch & Pitt استفاده شد. این شبکه‌ها از عناصر عملیاتی تشکیل می‌شوند که به صورت موازی در کنار هم عمل می‌کنند. شبکه عصبی شبیه‌سازی دستگاه عصبی بوده و در واقع تقلیدی از مغز و شبکه اعصاب انسان است. در این شبکه سعی بر این است که ساختاری تهیه شود که همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد. از مزایای آن می‌توان به زمان مورد نیاز کم برای مدل‌سازی نسبت به روش‌های کلاسیک، عدم نیاز به محاسبات ریاضی پیچیده برای پیش‌بینی رفتار پارامترهای دخیل در فرآیند و همچنین توانایی پیش‌بینی تعداد محدودی آزمایش اشاره کرد (Ghritlahre & Prasad, 2018). این روش در تمام زمینه‌های علوم و مهندسی رواج یافته است. محدودیت استفاده از این روش مربوط به تعداد داده‌ها است که بایستی برای عملکرد مناسب داده‌های بیشتری برای آموزش مدل است (Cetiner et al., 2005).

بهینه‌سازی جمع‌کننده‌های خورشیدی یکی از مهم‌ترین مواردی است که امروزه بیشتر مورد توجه محققان در حوزه انرژی

های خورشیدی قرار گرفته است. به عبارت دیگر به دلیل بازده پایین سامانه‌های خورشیدی تمایل به استفاده از این نوع سامانه های انرژی اندک است. بنابراین تلاش‌های زیادی در حال انجام است که بازده سامانه‌ها را با روش‌های مختلف بهینه‌سازی، افزایش داد (Kalogirou, 2006; Kalogirou et al., 1999). در این زمینه تحقیقات زیادی انجام شده است که می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

در تحقیقی شبکه‌های هوشمند برای بهینه‌سازی جنبه‌های نوری جمع‌کننده‌های خورشیدی استفاده شد. نتایج تحقیق نشان داد که الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی (ANN<sup>۱</sup>) روش-هایی هستند که در حد قابل قبولی می‌توانند برای بهینه‌سازی جمع‌کننده‌های خورشیدی استفاده شوند. بنابراین برای پیش‌بینی روند عملکرد یک جمع‌کننده صفحه تخت روش ANN با مدل پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار خطا (FFBP<sup>۲</sup>) بکار برده شد. محققان در بررسی سامانه از سه عامل شدت تابش، دمای محیط، دمای ورودی به جمع‌کننده (کلکتور) به عنوان پارامترهای ورودی مدل و دمای هوای خارج شده از جمع‌کننده به عنوان خروجی مدل استفاده کردند. در نهایت مدل پیشنهادی با اختلاف میانگین ۰/۹ درجه با داده‌های واقعی توانست دمای خروجی از جمع‌کننده را پیش‌بینی کند (Farkas & Geczy-Vig, 2003). در مطالعه‌ای

\* نویسنده مسئول: h.samimi@uok.ac.ir

1 Artificial Neural Network

2 Feed forward back propagation

سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار (ANFIS<sup>۳</sup>)، ماشین بردار پشتیبان (SVM<sup>۳</sup>) و ANN در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد روش ANN با مدل عصبی ۵-۷-۱ با الگوریتم یادگیری LM با مقادیر رضایت بخش R<sup>2</sup> در دامنه از ۰/۸۳۲ تا ۰/۸۹۹ می‌تواند برای پیش‌بینی عملکرد سامانه استفاده شود (Varol et al., 2010). در یک پژوهش مدل ANN برای پیش‌بینی عملکرد جمع‌کننده‌های خورشیدی که دارای مواد ذخیره کننده انرژی حرارتی بودند، توسعه داده شد. مدل ANN ساخته شده شامل پنج پارامتر در لایه ورودی (دمای محیط، شدت تابش خورشیدی، زاویه افت، زاویه شیب و زاویه آزیموت) و دو پارامتر در لایه خروجی (ظرفیت گرمایش و بازده حرارتی) بود. از الگوریتم یادگیری BP و تابع انتقال سیگموئید لجستیک برای مدل سازی ساختار ANN استفاده شد. با توجه به ارزیابی‌های انجام شده تعداد ۱۰ نرون با ۲ لایه برای لایه پنهان مقدار بهینه برای پیش-بینی دقیق داده‌ها بودند. برای نتایج پیش‌بینی شده ظرفیت گرمایش مقادیر RMSE، COV و R<sup>2</sup> به ترتیب ۵۶/۷۸۴۰، ۰/۶۲۰۴ و ۰/۹۹۹۵ بود. همچنین، برای میزان کارایی، این مقادیر به ترتیب ۰/۰۰۷۵، ۰/۳۳۸۴ و ۰/۹۹۹۹ بودند که عملکرد مطلوب مدل ANN را نشان می‌داد (Xie et al., 2009).

اما تحقیقات دیگری صرفاً در زمینه پیش بینی رفتار سیال ذخیره کننده در سامانه‌های حرارتی انجام شده است. در تحقیقی برای پیش‌بینی عملکرد یک مخزن ذخیره‌ساز انرژی از روش ANN استفاده گردید. برای به دست آوردن دمای خروجی از سامانه و عملکرد آن شبکه‌های مختلف ارزیابی شدند. هر شبکه به طور جداگانه با ۳۲ ساختار مختلف برای دو حالت ذخیره‌سازی و آزادسازی انرژی بررسی شده و بهترین ساختار بر اساس قابلیت تکرارپذیری و خطای کمتر نسبت به داده‌های آزمایشگاهی انتخاب شد (Scapino et al., 2019). در مطالعه‌ای برای پیش‌بینی رفتار سیال کاری و مواد تغییر فاز دهنده در سامانه فتوولتائیک-حرارتی از روش ANN با ساختارهای مختلف استفاده گردید. نتایج نشان داد استفاده از مواد تغییر فاز دهنده راندمان الکتریکی و حرارتی سامانه را بهبود داده است. ساختار انتخاب شده SOFM<sup>۴</sup> (نقشه‌های خود سازمان دهنده) با دقت مناسب (R<sup>2</sup> > ۰/۹۴) می‌تواند برای ارزیابی سامانه مورد استفاده قرار گیرند (AI-1) (Waeli et al., 2018).

با توجه بررسی‌های انجام شده تحقیقات قابل ملاحظه‌ای، در مورد پیش‌بینی رفتار سیال جاری در مخزن ذخیره‌ساز انرژی با در نظر گرفتن میزان مواد تغییر فاز دهنده و دبی سیال جریان

که برای بهینه‌سازی جمع کننده خورشیدی سهموی با در نظر گرفتن بازده حرارتی انجام گرفت از الگوریتم ژنتیک و برنامه نویسی درجه دوم به طور ترکیبی استفاده شد. آن‌ها از نانو سیال به عنوان سیال کاری در جمع کننده استفاده کردند. برای پیش-بینی عملکرد یک گرم کن خورشیدی (آب) روش ANN با ساختار ۳-۷-۴ مورد استفاده قرار گرفت. چهار پارامتر به عنوان ورودی، ۳ پارامتر به عنوان خروجی و ۷ نرون مخفی در نظر گرفته شد. جمعاً ۳۲ داده از سامانه جمع آوری شده بود که ۲۶ داده برای آموزش و ۶ داده برای تست مدل لحاظ گردید (Cetiner et al., 2005). در پژوهشی برای پیش‌بینی عملکرد روزانه جمع کننده‌های خورشیدی دو شبکه ANN مورد ارزیابی قرار گرفت. در مدل اول تابش خورشیدی و در مدل دوم تابش خورشیدی و ضریب افت گرمای حرارتی ورودی به عنوان ورودی و دمای هوای خروجی از سامانه برای خروجی به عنوان خروجی هر دو مدل در نظر گرفته شد (Lecoeuche & Lalot, 2005). در یک مطالعه برای تجزیه و تحلیل عملکرد ژنراتورهای بخار خورشیدی با استفاده از جمع کننده سهموی از روش ANN استفاده شد. آزمایش‌هایی در مورد تولید بخار انجام گردیده و حدود ۳۹۶ داده جمع‌آوری شد. ورودی‌های سامانه شامل میانگین ضریب تلفات حرارتی (سطوح بین ۱/۲۴ تا ۵/۱۰ وات بر متر مربع کلونین)، نوع مخزن (عمودی یا افقی)، سطح جمع کننده (در سطوح بین ۱/۸۱ تا ۴/۳۸ متر-مربع) و ظرفیت مخزن (در سطوح بین ۱۰۰ تا ۲۲۰ لیتر) انجام گرفت. آنها یک مدل ۸-۸-۴ ANN بر اساس پارامترها ساختند. از ۳۹۶ داده، ۳۴۹ مورد برای آموزش و ۴۷ مورد برای آزمایش در نظر گرفته شد. مدل ANN با الگوریتم‌های یادگیری آموزش داده شد و نتایج نشان داد، مدل انتخاب شده با حداکثر انحراف ۳/۹٪ و R<sup>2</sup> به میزان ۰/۹۹۹ می‌تواند برای پیش‌بینی رفتار سامانه مورد استفاده قرار گیرد (Kalogirou et al., 1999). برای پیش‌بینی عملکرد یک جمع کننده خورشیدی صفحه تخت روش ANN با در نظر گرفتن ضرایب مربوط به شرایط اقلیمی منطقه شامل شرایط باد (با باد، بدون باد)، زاویه تابش خورشیدی، دمای محیط و ظرفیت حرارتی جمع کننده استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل استفاده شده با درصد خطای کم و بیشترین مقدار ضریب هبستگی می‌تواند برای پیش بینی پارامترهای عملکردی جمع-کننده استفاده شود (Kalogirou, 2006).

در پژوهشی برای پیش‌بینی عملکرد جمع کننده خورشیدی با مواد تغییر فاز دهنده (PCM<sup>۱</sup>) از روش محاسبات نرم استفاده شد. برای این منظور سه نوع ابزار محاسباتی شامل

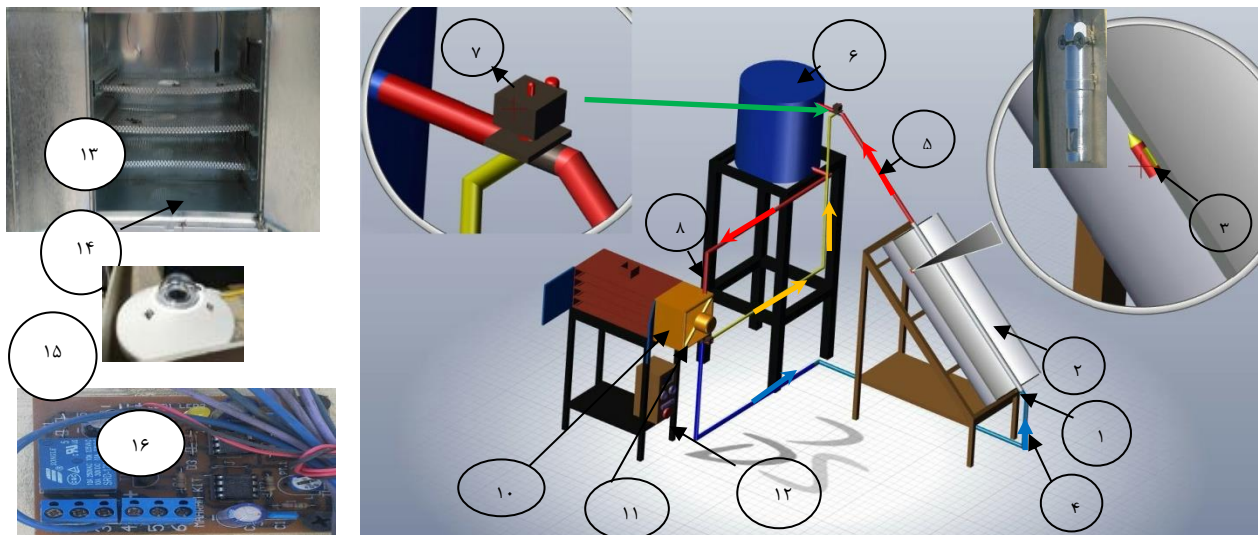
3 Support vector machines  
4 Self-organization features map

1 Phase Change Materials  
2 adaptive network-based fuzzy inference system

### مواد و روش‌ها

خشک‌کن استفاده شده در این تحقیق شامل یک جمع‌کننده سهموی می‌باشد که همراه با ملحقات به یک کابینت اتصال دارد. سیال جریان یافته در جمع‌کننده سهموی آب بوده که پس از جذب حرارت ایجاد شده در جمع‌کننده در داخل مخزنی ذخیره می‌گردد. هم‌زمان سیال کاری در مبدل حرارتی که به خشک‌کن اتصال داده شده است، باعث گرم شدن هوای موجود در محفظه خشک‌کن می‌شود. با افزایش شدت تابش خورشیدی میزان حرارت ایجاد شده در سامانه افزایش یافته و در PCM موجود در مخزن ذخیره می‌گردد. در شکل ۱ جزئیات مربوط به این خشک‌کن خورشیدی و نحوه جریان سیال نشان داده شده است.

یافته در سامانه انجام نشده است. علاوه بر آن استفاده از روش ANN برای پیش‌بینی رفتار سیال جاری در یک سامانه با در نظر گرفتن مواد تغییر فاز دهنده بسیار اندک صورت گرفته است. بنابراین در این تحقیق سعی بر آن است که با استفاده از روش ANN دمای خروجی از مخزن ذخیره‌کننده سیال با در نظر گرفتن میزان مواد تغییر فاز دهنده در دو سطح و شدت جریان سیال در مخزن پیش‌بینی نموده و یک مدل مناسب ارائه نمود. در نهایت داده‌های به دست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های آزمایشگاهی و شبیه‌سازی با CFD مقایسه می‌گردد تا دقت مدل تعیین شود.



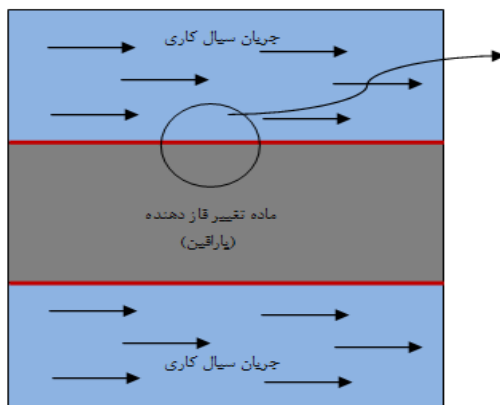
شکل ۱. شماتیک خشک‌کن خورشیدی مجهز به جمع‌کننده سهموی ۱- لوله دریافت‌کننده، ۲- منعکس‌کننده، ۳- حس‌گر تعقیب‌کننده، ۴- جریان سرد، ۵- جریان گرم، ۶- مخزن، ۷- شیر برقی، ۸- لوله اتصال از مخزن به مبدل، ۹- کابینت، ۱۰- مبدل، ۱۱- فن، ۱۲- ثبت‌کننده داده، ۱۳- کابینت خشک‌کن، ۱۴- سینی‌های نمونه، ۱۵- پیرانومتر، ۱۶- مدار فرمان

این شبکه یک ابزار مدل‌سازی موثری است که بیشتر مسائل مهندسی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این شبکه همان‌طور که در متن هم اشاره شده است شامل یک لایه ورودی، چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است که البته لایه میانی می‌تواند یک یا بیشتر از یک لایه داشته باشد (Kalogirou et al., 1999). معمولاً در این نوع شبکه‌ها از الگوریتم یادگیری BP استفاده می‌شود. اطلاعات داده ورودی به داده خروجی با استفاده از لایه مخفی صورت می‌گیرد. البته برای این کار نیاز به یک سری داده جهت آموزش شبکه می‌باشد. در حین آموزش شبکه وزن‌ها برای کاهش خطای بین داده خروجی از مدل و داده واقعی تغییر می‌کند. طوری که در نهایت میزان خطا برای سامانه در حد قابل قبولی باشد. در مقالات مشابه توصیف نحوه کارکرد شبکه عصبی به طور مفصل

شبکه عصبی مصنوعی مورد نظر برای این تحقیق از سه لایه ورودی، مخفی و خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی شامل دو نرون میزان PCM و شدت جریان سیال، لایه مخفی شامل چهار نرون مخفی و لایه خروجی شامل یک نرون دمای خروجی از سامانه است. در این تحقیق میزان PCM، در دو حالت ۱/۵ و ۳/۲ کیلوگرم، جریان سیال در سه سطح ۱، ۲/۵ و ۵ لیتر بر ثانیه در نظر گرفته شد. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نرون) است که عموماً با کلیه نرون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند، مگر این‌که کاربر ارتباط بین نرون‌ها را محدود شده باشد. اما در هر صورت نرون‌های هر لایه با سایر نرون‌های همان لایه، ارتباطی ندارند. در تحقیق انجام شده از شبکه عصبی چند لایه پروسپترون (Multi-layered perceptron) استفاده شد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_A - x_p)^2}{\sum_{i=1}^n x_p^2} \quad (\text{رابطه ۳})$$

مدل سازی ریاضی سامانه: مهم ترین قسمت یک سامانه حرارتی خورشیدی با قابلیت ذخیره سازی انرژی یک مخزن می باشد که در آن سیال و مواد ذخیره کننده، انرژی حرارتی را در طول روز در خود نگهداشته و در هنگامی که خورشید غروب می کند انرژی ذخیره شده را آزاد نموده و از طریق مبدل برای خشک کردن محصول مصرف می کند. تمام قسمت های سامانه با استفاده پشم شیشه با ضخامت ۴۰ میلی متر عایق بندی شد. یک شیر برقی در ورودی مخزن قرار داده شد تا پس از غروب آفتاب هنگامی که دمای سیال خروجی از لوله جمع کننده سهموی کمتر از دمای سیال درون مخزن شد، به صورت مستقیم سیال را وارد مبدل حرارتی که به کابینت خشک کن اتصال دارد، منتقل کند. برای ارزیابی عملکرد سامانه حرارتی مخزن ذخیره کننده سیال و تاثیر عوامل مختلف بر کارایی آن، در ابتدا با استفاده از روش مقاومت حرارتی مدل سازی انجام شد، که شماتیک این مدل سازی در شکل ۲ نمایش داده شده است. به این منظور معادلات تعادل انرژی برای این قسمت از سامانه لحاظ گردید. نرخ انرژی ذخیره شده در مخزن ذخیره کننده سیال با در نظر گرفتن دمای سیال در قسمت ورودی و خروجی و همچنین دمای مواد ذخیره کننده به دست می آید. این مدل همچنین روند انتقال حرارت و شبیه سازی الکتریکی مواد ذخیره کننده سیال را نشان می دهد (Xiaohong et al., 2011; Al-Waeli et al., 2018).



شکل ۲. شماتیک انتقال حرارت از دیواره مسی و مواد ذخیره کننده همراه با جریان سیال و شبیه سازی الکتریکی آن.

نرخ انرژی حرارتی ذخیره یا آزاد شده از مخزن ذخیره کننده سیال از رابطه زیر قابل محاسبه است:

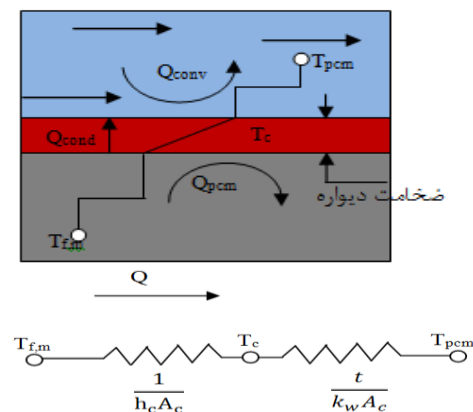
$$Q_f = \dot{m} c_p (T_{f,in} - T_{f,out}) \quad (\text{رابطه ۴})$$

توصیف شده است (Ghritlahre & Prasad, 2018; Tafarroj et al., 2019). مدل سازی شبکه با استفاده از نرم افزار Matlab انجام گرفت.

همان طور که اشاره شد ANN دارای ساختاری با سه لایه است که در لایه اول شدت جریان سیال و مقدار PCM و برای خروجی درجه حرارت سیال خارج شده از جمع کننده در نظر گرفته شد. تعداد نرون ها برای لایه پنهان با استفاده از روش سعی و خطا حاصل شد. در لایه پنهان تابع آستانه به صورت خطی و برای لایه خروجی به صورت سیگموئید در نظر گرفته شده و برای قسمت آموزش به عنوان اصلی ترین قسمت شبکه، از الگوریتم گرادیان مزدوج استفاده شد. در حدود ۷۰ درصد از داده های نرمال شده برای آموزش، ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی مدل و ۱۵ درصد باقیمانده برای کنترل داده های خروجی از شبکه در نظر گرفته شد. کل داده ها با در نظر گرفتن سطوح ورودی برای سامانه ۲۰۴ داده بود که تعداد ۱۴۳ داده به صورت تصادفی برای آموزش شبکه و بقیه برای اعتبارسنجی و کنترل داده های خروجی لحاظ گردید. بهترین عملکرد شبکه بر اساس کمترین میزان ریشه مجموع میانگین مربعات خطا (RMSE) و کوواریانس (COV) و بیشترین میزان  $R^2$  به دست می آمد که به صورت روابط ۱، ۲ و ۳ مشخص می گردد (Fischer et al., 2012):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_A - x_p)^2} \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$COV = \frac{RMSE}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_p^2}} \quad (\text{رابطه ۲})$$



شکل ۲. شماتیک انتقال حرارت از دیواره مسی و مواد ذخیره کننده همراه با جریان سیال و شبیه سازی الکتریکی آن.

به این منظور معادلات مومنتوم و پیوستگی بدون در نظر گرفتن شتاب ثقل به صورت ۱۱ و ۱۲ خواهد بود:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho U) = 0 \quad (\text{رابطه ۱۱})$$

$$\frac{\partial \vec{V}}{\partial t} + \vec{V} \cdot \nabla \vec{V} = \frac{1}{\rho} (-\nabla P + \mu \nabla^2 \vec{V} + \rho \beta \vec{g} (T - T_{ref}) + \vec{S}) \quad (\text{رابطه ۱۲})$$

که در آن  $\rho$  دانسیته سیال،  $\beta$  ضریب انبساط حجمی PCM،  $\mu$  ویسکوزیته دینامیکی PCM،  $\vec{V}$  بردار سرعت و  $t$  زمان. ویسکوزیته دینامیکی مواد ذخیره ساز زمانی که از حالت جامد به حالت مایع تبدیل می شود با استفاده از رابطه ۱۳ محاسبه می شود:

(رابطه ۱۳)

$$\mu = 0.82 e^{0.0155 T_{pcm}} \quad 325 < T_{pcm} < 356$$

محاسبه انرژی حرارتی: معادله انرژی حرارتی برای سامانه ذخیره ساز به طور کل از رابطه ۱۴ استفاده می گردد (Lacroix, 1993):

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial H}{\partial t} + \nabla \cdot (\vec{V}h) = \nabla \cdot \left( \frac{k}{\rho c_p} \nabla h \right) + h \quad (\text{رابطه ۱۴})$$

$$= h_{ref} + \int_{T_{ref}}^T c_p dT$$

در رابطه فوق با استفاده از رابطه آنتالپی کل در سامانه ذخیره ساز، با در نظر گرفتن آنتالپی مرجع  $h_{ref}$  در دمای مرجع  $T_{ref}$  و گرمای نهان  $H$  حل می گردد. میزان آنتالپی مرجع از مقدار صفر برای هنگامی که PCM جامد است تا یک هنگامی که مایع است تغییر می کند. به این منظور اصطلاح دیگری به نام کسر مایع ( $\xi$ ) تعریف شد که مقادیر آن با افزایش یا کاهش دما تغییر می نمود:

(رابطه ۱۵)

$$\xi = \begin{cases} 0 & \text{if } T_{pcm} < T_s \\ 1 & \text{if } T_{pcm} > T_L \\ \frac{T - T_s}{T_L - T_s} & \text{if } T_s < T_{pcm} < T_L \end{cases}$$

در رابطه ۱۵،  $\vec{S}$  عبارت اضافه شده به معادله مومنتوم می باشد که با توجه به ناحیه خمیری ایجاد شده در PCM ( $A_{mush}$ ) به صورت رابطه ۱۶ تعریف می گردد که در آن ناحیه خمیری بین دماهای  $T_L$  و  $T_s$  به وجود می آید:

$$\vec{S} = \frac{(1 - \xi)^2}{\xi^3} A_{mush} \vec{V} \quad (\text{رابطه ۱۶})$$

میزان  $A_{mush}$  با توجه به کسر مایع و تخلخل در فاز مایع بین  $۱۰^۴$  و  $۱۰^۷$  متغیر است که در این تحقیق با توجه به ویژگی های حرارتی و فیزیکی پارافین مقدار آن  $۱۰^۵$  لحاظ گردید. شرایط مرزی: در این تحقیق مسئله با حالت پایدار در نظر گرفته شده و درجه حرارت محیط به عنوان دمای اولیه تمام

سیال به لوله حاوی مواد ذخیره کننده منتقل می شود (Iranmanesh et al., 2020):

$$Q_{conv} = h_t A_t (T_{f,m} - T_{w,m}) \quad (\text{رابطه ۵})$$

$h_t$  ضریب انتقال حرارت همرفت (W.m K)،  $A_t$  سطح لوله (m<sup>2</sup>)،  $T_{f,m}$  و  $T_{w,m}$  دمای میانگین سیال و دیواره لوله (°C) می باشد.

گرمای انتقال یافته به PCM با در نظر گرفتن دمای دیواره لوله ( $T_{w,m}$ ) و دمای مواد PCM ( $T_{pcm}$ ) و ضریب هدایت حرارتی به دست می آید:

$$Q_{cond} = k_w A_t \frac{(T_{w,m} - T_{pcm})}{t_w} \quad (\text{رابطه ۶})$$

در هنگام ذخیره سازی و آزادسازی انرژی حرارتی سه مرحله مهم برای مواد تغییر فاز دهنده اتفاق می افتد. مرحله اول زمانی است که دمای PCM کمتر از دمای ذوب است، در مرحله دوم PCM در حال ذوب شدن است و در مرحله سوم PCM ذوب شده است:

$$Q_{pcm} = \begin{cases} m_{pcm} c_s (T_{pcm} - T_{melt}) & T_{pcm} < T_{melt} \\ 0 & T_{pcm} = T_{melt} \\ m_{pcm} c_l (T_{pcm} - T_{melt}) & T_{pcm} > T_{melt} \end{cases}$$

بنابراین میزان انرژی ذخیره شده در مخزن ذخیره کننده شامل انرژی ذخیره شده در سیال و مواد تغییر فاز دهنده می باشد.

$$E_{st} = Q_f + Q_{pcm} \quad (\text{رابطه ۸})$$

بازده جمع کننده سهموی با در نظر گرفتن انرژی وارد شده به سامانه و انرژی قابل دسترس طبق استاندارد ASHRAE ۲۰۰۳ (رابطه ۱۰) بازده مخزن ذخیره کننده با در نظر گرفتن میزان انرژی ورودی و خروجی دست می آید (Al-Waeli et al., 2018):

$$\eta = \frac{Q_u}{A_a I_o} = \frac{\dot{m} c_p (T_o - T_i)}{A_a I_o} \quad (\text{رابطه ۹})$$

$$\eta = \frac{Q_o}{Q_{in}} \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

شبیه سازی به روش CFD: در این تحقیق برای پیش بینی رفتار سیال (درجه حرارت و سرعت) در مخزن ذخیره ساز از شبیه سازی CFD استفاده گردید. شبیه سازی سامانه ها با استفاده از روش های عددی راه حل مناسبی برای طراحی بهینه و بهبود عملکرد آن ها در کوتاه ترین زمان می باشد که روش دینامیک سیالات محاسباتی (CFD) به عنوان یک روش مطمئن برای توصیف تغییرات استفاده می شود. علاوه بر آن از این روش می توان برای بهینه سازی سامانه ها استفاده نمود. در نهایت به طور معمول برای اعتبار سنجی روش CFD میزان تطابق مناسب داده های عددی به دست آمده با داده های تجربی مورد بررسی قرار می گیرد (Kalogirou et al., 1999).

دیواره‌های مخزن و لوله حاوی PCM پایدار بوده و برای دیواره مخزن حالت عایق نیز اعمال گردید. در هر قسمت شار حرارتی با مقادیر مشخص در نرم‌افزار وارد شد. تمام سطوح در تماس با جریان سیال شامل سطح داخلی مخزن و سطح خارجی لوله ماریچج بدون اصطکاک در نظر گرفته شد. برای مدل سه بعدی طراحی شده از مخزن ذخیره کننده مش‌بندی سه بعدی اعمال شد و کیفیت نوع مش اعمال شده با استفاده از معیار چولگی مورد ارزیابی قرار گرفت که مقدار آن ۰/۴۱ به دست آمد که مقدار قابل قبولی بود. همچنین برای اطمینان از مناسب بودن مش، آزمون استقلال از مش انجام گرفت و نتایج آن نشان داد که مش ریز برای شبیه‌سازی سامانه ذخیره‌ساز مناسب است. در جدول ۱ خصوصیات مش اعمال شده نشان داده شده است.

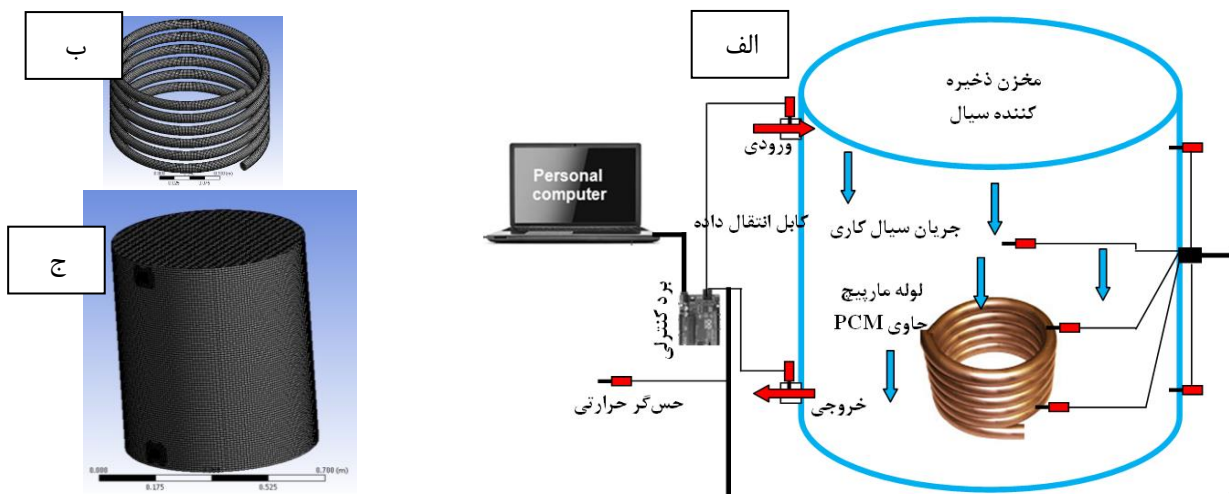
سامانه لحاظ گردید و این دما در حین تحلیل ثابت بود. تاثیر فشار هوای محیط نیز ناچیز بود. به دلیل آن که تغییرات به وجود آمده در سامانه با تغییر در شدت جریان سیال در مخزن جزئی می‌باشد، الگوی جریان برای سیال کاری یکسان در نظر گرفته شد. عدد رینولدز یکی از مهم‌ترین عواملی است که به صورت معنی‌داری باعث تغییراتی در شبیه‌سازی سامانه‌های حرارتی می‌گردد. با توجه به جریان سیال در مخزن، ویسکوزیته سیال و سطح مقطع عبوری آن، نتایج حاصل نشان داد که جریان عبوری از مخزن ذخیره کننده به صورت آرام ( $Re < 2000$ ) می‌باشد (Malekjani & Jafari, 2018). لذا حین مدل‌سازی گزینه جریان آرام (Laminar) لحاظ گردید. بردار سرعت بر حسب شدت جریان سیال عمود بر شرایط مرزی موجود در قسمت ورودی مخزن بود.

جدول ۱. خواص شبکه اعمال شده به مخزن ذخیره کننده سیال همراه با مواد تغییر فاز دهنده

پارامتر	کمترین اندازه (m)	بیشترین اندازه (m)	تعداد مش	کمترین زاویه	بیشترین زاویه	Pinch tolerance	انحراف معیار
مقدار- کیفیت	۰/۰۰۰۰۵	۰/۰۰۰۱۲	لوله: ۱۲۳۴۳۲ PCM: ۳۹۸۴۵۶ سیال: ۱۵۴۹۸۷۴	۳۹/۴	۱۴۰	۰/۰۰۱۸	۰/۱۶۵۴

تغییرات حرارتی در اثر تغییر عوامل ثبت شدند. تغییرات درجه حرارت در نقاط مختلف هر ۳۰ دقیقه گزارش می‌شد که محل قرارگیری آن‌ها در شکل ۳ نشان داده شده است.

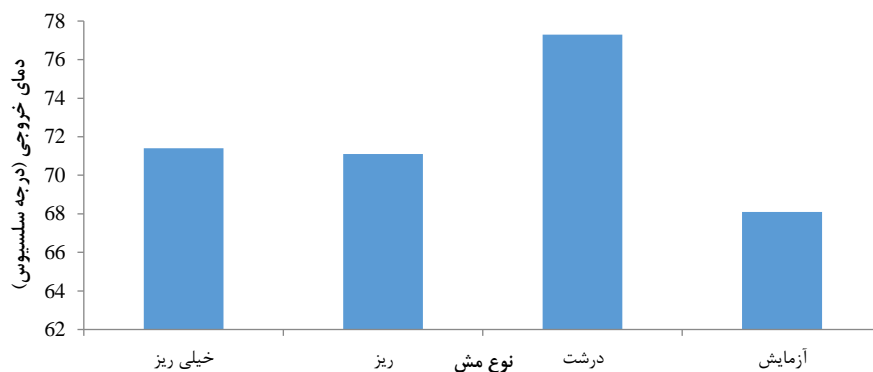
میزان محدوده همگرایی برای معادلات انرژی  $10^{-5}$  و برای معادلات پیوستگی و مومنتوم  $10^{-4}$  لحاظ گردید. برای مشاهده روند تغییرات دمای سیال در نقاط مختلف از مخزن و PCM با توجه به شکل ۳ نقاطی را در نظر گرفته و با استفاده از ترموکوپل-های نوع K (کالیبره شده با دقت ۰/۱ درجه سلسیوس) این



شکل ۳. شماتیک الف) نقاط مشخص شده برای ثبت تغییرات درجه حرارت در داخل مخزن ذخیره‌ساز محتوی سیال و مواد تغییر فاز دهنده، ب) مدل مش بندی شده PCM و ج) مخزن ذخیره‌ساز



خیلی ریز، ریز و درشت به ترتیب حدود ۴ ساعت، ۱ ساعت و ۲۰ دقیقه و ۴۰ دقیقه به طول انجامید. با توجه به اینکه تفاوت بین داده‌های به دست آمده از مش‌های خیلی ریز و ریز معنی‌دار نبود (کمتر از ۴/۲ درصد نسبت به حالت آزمایشگاهی)، بنابراین شبکه ریز با حدود ۷۵۰ هزار مش برای ادامه تحلیل استفاده شد. میزان اختلاف داده‌های آزمایشگاهی با داده‌های نرم‌افزاری در شبکه‌های مختلف در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۴. تغییرات درجه حرارت سیال در خروجی در شبکه‌های مختلف و مقایسه آن با دمای خروجی سیال

دقت کمی نشان می‌دهد. خطای به وجود آمده در شبیه‌سازی CFD در مقایسه با داده‌های آزمایشگاهی یا واقعی علل گوناگونی دارد که شامل عوامل محیطی (میزان تابش خورشیدی، میزان سرعت هوای جریان یافته در محیط، دقت مکانیزم و حس‌گرهای تعقیب کننده تابش خورشیدی) و عوامل نرم‌افزاری (مدل جریان سیال انتخابی برای سامانه، میزان همگرایی، نوع مش انتخاب شده و ابعاد مش، میزان خطا در ورود داده‌های مربوط به تابش و همرفت و ضخامت لایه حرارتی و جنس مواد استفاده شده در سامانه) می‌باشد. نتیجه به‌دست آمده از تحلیل با روش CFD، نشان داده در تحقیقات مشابه نشان داده که این روش با خطای اندک ( $< 4/11$ ) می‌تواند برای پیش‌بینی نحوه عملکرد حرارتی سامانه مورد استفاده قرار گیرد (Motahayyer *et al.*, 2018; Iranmanesh *et al.*, 2020). علاوه بر آن تحلیل‌های آماری نشان داد که در روش ANN حساسیت داده‌های به‌دست آمده به میزان مواد ذخیره‌ساز، بیشتر از پارامترهای دیگر است و این به دلیل تغییر در تولید انرژی حرارتی سامانه به دلیل تغییر در مقادیر PCM استفاده شده در سامانه است.

در شکل ۵ مدت زمان صرف شده برای به‌دست آوردن میزان دما از ANN و CFD در مقادیر مختلف از PCM (۱/۵) و ۳/۲ کیلوگرم) و دبی جرمی سیال جریان یافته در سامانه (۱، ۲/۵ و ۵ لیتر بر دقیقه) نشان داده شده است. با توجه به شکل ۵ مشخص است که مدت زمان صرف شده برای هر آزمایش با

در این تحقیق سه نوع مش شامل مش‌های خیلی ریز، ریز و درشت در نظر گرفته شد. تعداد المان‌ها برای این مش‌ها به ترتیب حدود ۹۰۰ هزار، ۷۵۰ هزار و ۴۵۰ هزار به دست آمد. داده‌های به دست آمده از نرم‌افزار با داده‌های آزمایشگاهی در شرایط مختلف از جریان سیال، میزان PCM و شرایط نگهدارنده PCM مقایسه شده و مناسب‌ترین مش انتخاب می‌گردد. مدت زمان صرف شده برای حل مسئله و تحلیل با استفاده از مش‌های

سیال جریان یافته برای انتقال حرارت از جمع کننده خورشیدی به خشک‌کن آب با دبی جرمی تقریبی ۱۰ لیتر بر دقیقه انتخاب شد که با استفاده از یک پمپ DC ۱۲ ولت (Volta-China) انجام می‌شد. برای بررسی تغییرات دمای خروجی از جمع کننده سهموی و همچنین تاثیر میزان جرم PCM و همچنین سرعت سیال جریان یافته در جمع کننده در نقاط مختلف از سامانه حس‌گرهایی در نظر گرفته شد. در نهایت داده‌های به دست آمده از شبیه‌سازی CFD و روش ANN استفاده شده در تحقیق با داده‌های آزمایشگاهی برای مقادیر مختلف از PCM، شدت جریان سیال مقایسه شده روش مناسب برای پیش‌بینی روند تغییرات دما در سامانه ارائه شد.

## نتایج و بحث

در جدول ۲ دقت داده‌های به دست آمده از هر سه روش با استفاده از سه معیار RMSE، COV و  $R^2$  نشان دهنده آن است که دو روش CFD و ANN به خوبی می‌توانند برای پیش‌بینی دمای خروجی سیال از جمع کننده در شرایط مختلف مورد استفاده قرار گیرد. اما داده‌های به دست آمده از روش ANN انحراف کمتری نسبت به داده‌های آزمایشگاهی دارد. این در حالی است که داده‌های به دست آمده از روش CFD اختلاف بیشتری نسبت به داده‌های آزمایشگاهی دارد. به دلیل تاثیر شرایط جوی و متفاوت بودن شرایط اعمال شده برای انتقال حرارت، این روش پیش‌بینی را با

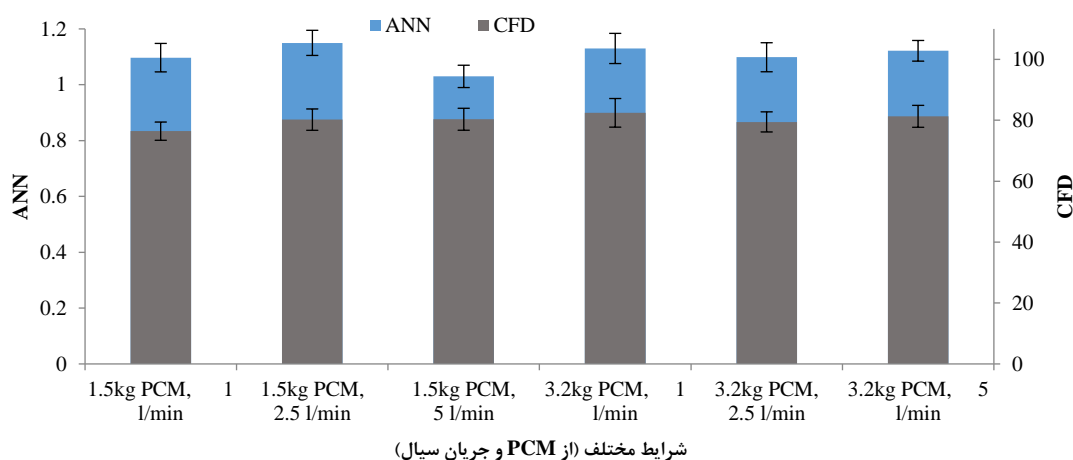


می توان اظهار داشت، روش ANN روش مناسبتری برای پیش-بینی دمای خارج شده از جمع کننده سهموی در اثر تاثیرگذاری پارامترهای خارجی است.

استفاده از روش CFD به طور متوسط بیش از ۹۰ دقیقه به طول می انجامد، در حالی که با استفاده از روش ANN این مدت زمان برای هر آزمایش کمتر از ۱/۵ دقیقه است. بنابراین با توجه به دقت روش ANN و مدت زمان صرف شده برای تحلیل سامانه

جدول ۲. داده های آماری به دست آمده برای دو روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و دینامیک سیالات محاسباتی (CFD)

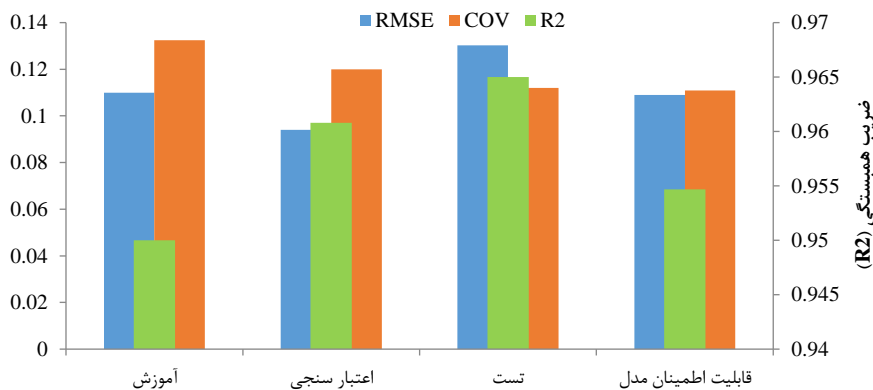
پارامترهای آماری	ANN	CFD
RMSE	۰/۰۱۳ ± ۰/۶۲۳	۰/۲۴ ± ۲/۷۳۴
COV	۰/۰۲۱ ± ۰/۹۵۶	۰/۳۱ ± ۲/۹۷۴
R <sup>2</sup>	۰/۰۲۶ ± ۰/۹۶۸	۰/۰۲۰ ± ۰/۹۳۲



شکل ۵. مدت زمان صرف شده (دقیقه) برای به دست آوردن داده ها از ANN و CFD در شرایط مختلف از جریان سیال و PCM

میزان شاخص اعتبارسنجی برای شبکه های عصبی مصنوعی ذکر شده نشان دهنده آن است که می توان از مدل برای هرگونه تحلیل استفاده نمود.

در شکل ۶، در ساختار پیشنهادی ۱-۴-۲ به عنوان شبکه عصبی مصنوعی اعمال شده برای مخزن ذخیره ساز خشک کن خورشیدی مجهز به جمع کننده سهموی و تغییر مقدار RMSE, COV و R<sup>2</sup> برای مراحل مختلف از مدل نشان داده شده است.



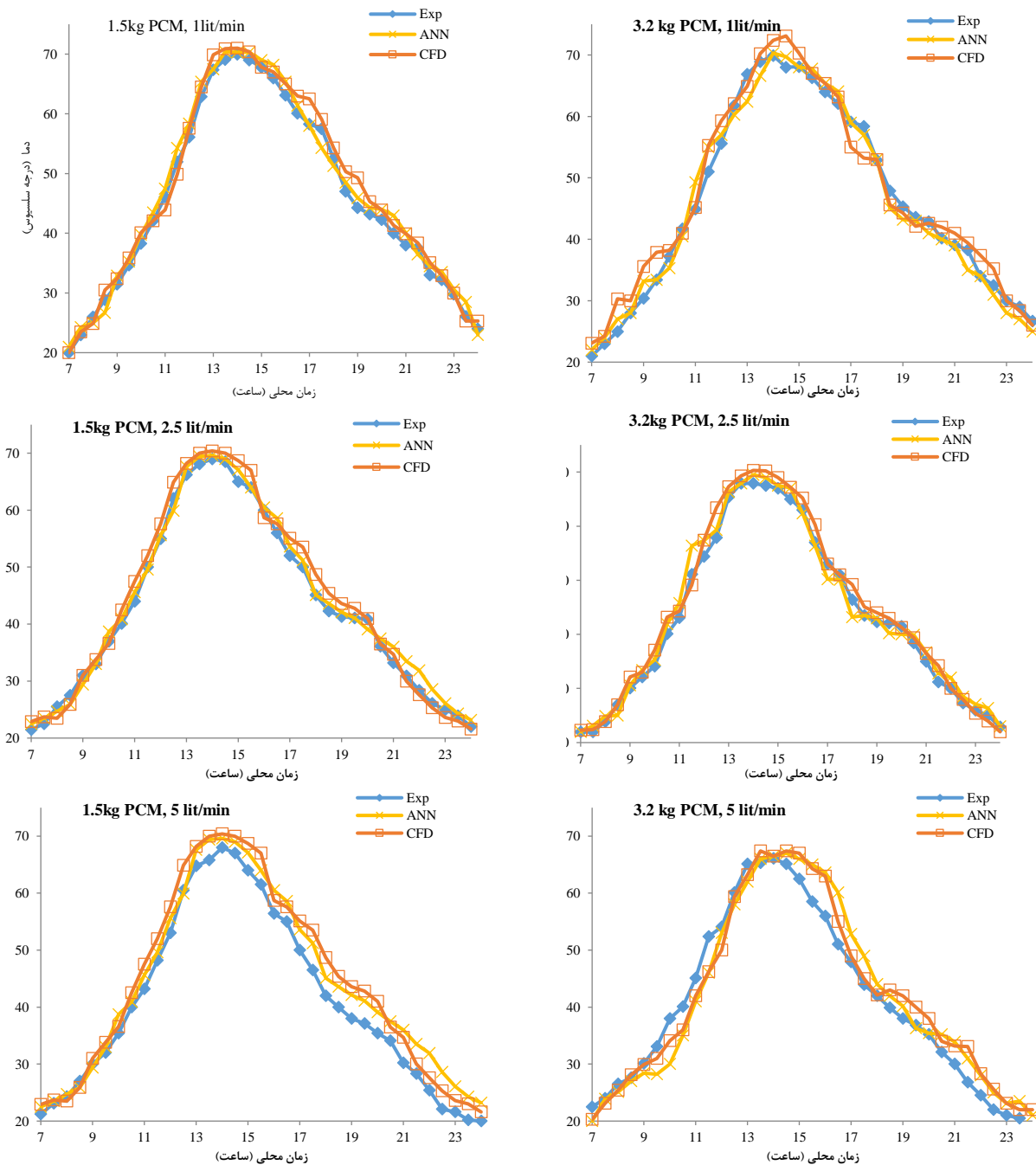
شکل ۶. میزان تغییرات شاخص های آماری برای اعتبارسنجی ساختار ANN اعمال شده به سامانه ذخیره ساز

و دینامیک سیالات محاسباتی (CFD) در شرایط مختلف از آزمایش را نشان می دهد. نمودارهای نشان داده شده تغییرات

شکل ۷ تغییرات دمایی سیال را در قسمت خروجی مخزن ذخیره ساز برای روش های مختلف تجربی، شبکه عصبی مصنوعی

لیتر بر دقیقه) را نمایش می‌دهند.

دمایی را در مقادیر مختلف از مواد تغییر فاز دهنده (۱/۵ و ۳/۲ کیلوگرم) و شدت جریان سیال در سامانه ذخیره‌ساز (۱، ۲/۵ و ۵



شکل ۷. تغییرات دمای خروجی از جمع‌کننده با مقادیر مختلف از PCM (۱/۵ و ۳/۲ کیلوگرم) و شدت جریان سیال (۱، ۲/۵ و ۵ کیلوگرم) با استفاده از سه روش آزمایشگاهی (Exp)، ANN و CFD

(Charging) می‌باشد. پس از آن با کاهش شدت تابش این روند نیز کاهش می‌یابد. همچنین با کاهش شدت تابش خورشیدی (بین ساعات ۱۸:۰۰-۱۷:۰۰) دمای داخل مخزن کاهش یافته و سیال جریان یافته در سامانه انرژی خود را از سیال داخل مخزن و مواد تغییر فاز دهنده دریافت خواهد نمود. به عبارت دیگر

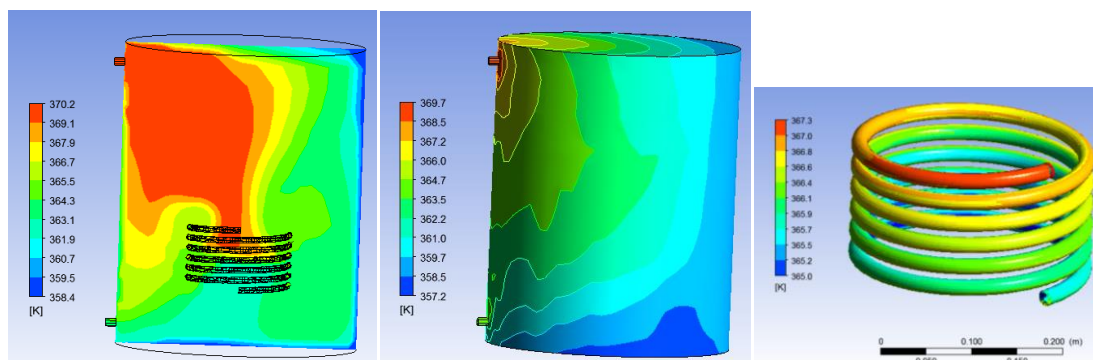
با توجه به شکل ۷ می‌توان مشاهده نمود که با افزایش شدت تابش خورشیدی دمای خروجی از ذخیره‌ساز نیز افزایش پیدا می‌کند و در ساعات بین ۱۲:۰۰ تا ۱۴:۰۰ به حداکثر میزان خود در حدود ۶۹-۷۳ °C می‌رسد. در این حال ماده تغییر فاز دهنده در حال انرژی گرفتن برای تغییر فاز و ذخیره‌سازی انرژی

عکس می‌شود.

در شکل ۸ تغییرات کانتورهای حرارتی برای مخزن ذخیره ساز حاوی سیال کاری و مواد ذخیره ساز شبیه سازی شده با CFD در ساعت ۱۲:۰۰ با مواد ذخیره ساز به میزان ۳/۲ کیلوگرم با شدت جریان سیال کاری به اندازه ۲/۵ لیتر بر دقیقه نشان داده شده است. سیال پس از خروج از جمع کننده وارد مخزن شده و با عبور از بین مواد PCM انرژی را در سیال و PCM ذخیره نموده و در نهایت از خروجی مخزن به سمت مبدل خشک کن هدایت می‌شود. نتایج آنالیز CFD نشان می‌دهد که سیال در قسمت فوقانی مخزن بیشترین دما را داشته و با حرکت به سمت خروجی میزان آن کاهش می‌یابد. هر چند مقداری از انرژی وارد شده به مخزن از طریق دیواره‌ها اتلاف می‌شود. در این حین با عبور جریان سیال گرم از بین لوله ماریپچ حاوی مواد PCM تغییر فاز در مواد به وجود آمده و ذخیره سازی انرژی انجام می‌گیرد. اختلاف دما بین حداکثر و حداقل دمای مواد ذخیره ساز به اندازه ۳/۲ درجه سلسیوس برآورد شد.

در این هنگام مواد با تغییر فاز انرژی خود را به سامانه برمی‌گرداند (Discharging) (Iranmanesh *et al.*, 2020).

با توجه به داده‌های بدست آمده در شرایط مختلف از دو روش دینامیک سیالات محاسباتی (CFD) و شبکه هوش مصنوعی (ANN) و مقایسه با داده‌های واقعی می‌توان ابراز داشت که از هر دو روش می‌توان برای محاسبه دمای سیال خروجی از جمع کننده استفاده کرد. در تحقیقاتی که در مقایسه بین دو روش CFD و ANN انجام شده است محققان به نتایج مشابهی دست یافته‌اند (Ghritlahre & Prasad, 2018; Tafarroj *et al.*, 2019). در تمام نمودارها مشاهده می‌شود که در سرعت‌های کم برای جریان سیال به دلیل تخلیه کم انرژی حرارتی از جمع کننده سهموی در ساعات ابتدایی دمای خارج شده کمتر می‌باشد. اما پس از آن روند افزایشی شده و در ساعات ۱۲:۰۰ تا ۱۴:۰۰ به حداکثر میزان می‌رسد. علاوه بر آن دمای سیال به دلیل وجود مواد ذخیره کننده با افزایش میزان PCM کاهش می‌یابد. بخشی از انرژی وارد شده به مخزن توسط سیال و مابقی توسط PCM جذب می‌گردد. اما این روند برای ساعات پس از غروب آفتاب



شکل ۸. روند تغییرات کانتورهای حرارتی برای سیال، مخزن و PCM در ساعت ۱۲:۰۰ با PCM به میزان ۳/۲ کیلوگرم و شدت جریان سیال به اندازه ۲/۵ لیتر بر دقیقه

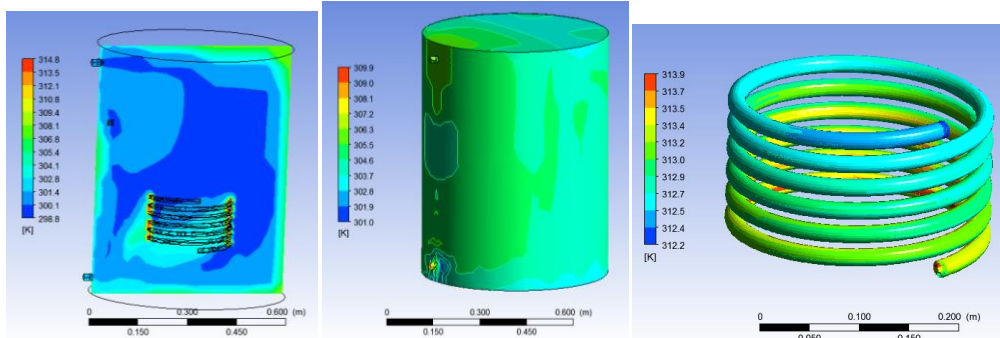
شده و به وسیله سیال به مبدل انتقال داده می‌شود و انرژی لازم برای خشک نمودن محصول را تامین می‌کند. با توجه به شکل نیز مشاهده می‌شود که دمای کانتورهای حرارتی در اطراف PCM بیشتر از بقیه نقاط می‌باشد (به میزان  $5-7^{\circ}\text{C}$ ). نتیجه مشابه در تحقیقات دیگران در زمینه استفاده از مواد PCM به عنوان ذخیره ساز انرژی مشاهده می‌گردد (Kumaresan *et al.*, 2012; Tay *et al.*, 2012a).

داده‌های بدست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) نسبت به داده‌های تجربی تفاوت کمتری دارند اما داده‌های بدست آمده از روش CFD با داده‌های تجربی اختلاف بیشتری دارند. با توجه به شرایط آب و هوایی، شرایط ساختاری و مواد به کار برده شده در سامانه خورشیدی، استفاده از شرایط

هنگامی که شدت تابش خورشیدی کاهش می‌یابد (به خصوص زمانی که خورشید غروب می‌کند) دمای سیال وارد شده مخزن کاهش یافته و بعد از مدتی روند انرژی دهی معکوس شده و سیال کاری جریان یافته در سامانه حال انرژی حرارتی خود را از سیال و مواد ذخیره ساز موجود در مخزن تامین می‌کند. در این حالت شیر الکتریکی اجازه ورود سیال به جمع کننده سهموی را نمی‌دهد و سیال به مبدل جمع کننده و مخزن ذخیره ساز جریان می‌یابد. میزان تغییرات کانتورهای حرارتی برای مخزن ذخیره ساز در ساعت ۲۴:۰۰ (هنگامی که دمای محیط در کمترین میزان می‌باشد) با مواد PCM به اندازه ۳/۲ کیلوگرم نشان داده شده است (شکل ۹). درجه حرارت سیال درون مخزن بیشتر از دمای محیط بوده بنابراین انرژی ذخیره شده در مواد ذخیره کننده آزاد

در این روش با نتایج بدست آمده از مطالعات دیگر نیز همخوانی دارد (Tafarroj *et al.*, 2019; Tay *et al.*, 2012).

مرزی برای مدل‌سازی سامانه مورد نظر ایده آل نبود. بنابراین اطلاعات بدست آمده از انتقال حرارت و انتقال جریان با حالت منطقی آن متفاوت بود. نتایج بدست آمده از تحلیل استفاده شده

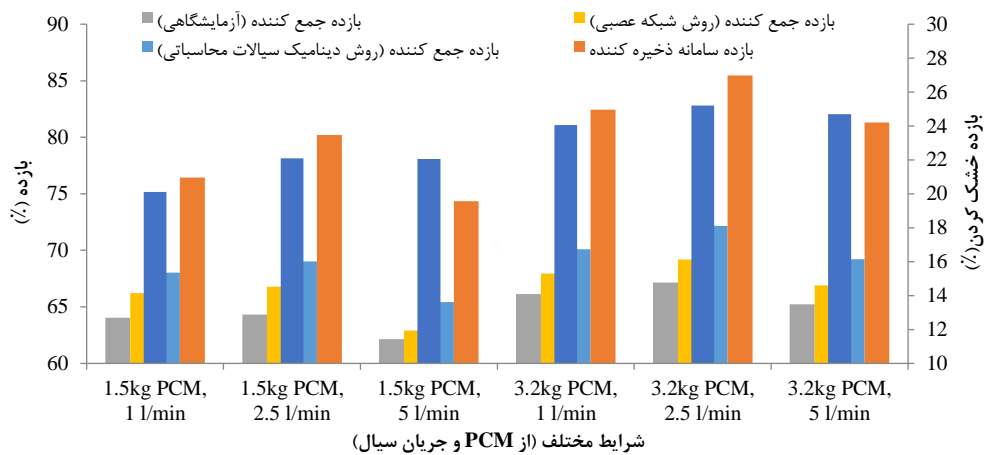


شکل ۹. روند تغییرات کانتورهای حرارتی برای سیال، مخزن و PCM در ساعت ۲۴:۰۰ با میزان ۳/۲ کیلوگرم و شدت جریان سیال به اندازه ۲/۵ لیتر بر دقیقه

چند با افزایش جریان هوا در خشک‌کن و افزایش جریان سیال به دلیل افزایش میزان عدد رینولدز می‌توان گرمای زیادی را حاصل نمود (Forristall, 2003). از طرف دیگر در این حالت میزان انرژی مورد نیاز برای به جریان سیال در سامانه با افزایش شدت جریان سیال کاری و هوای خشک کردن افزایش می‌یابد. علاوه بر آن شکل نشان می‌دهد که میزان تغییرات بازده جمع‌کننده خورشیدی هنگامی که میزان مواد PCM ۱/۵ کیلوگرم است از ۶۲/۹ تا ۶۴/۰۳ درصد و هنگامی که PCM ۳/۲ کیلوگرم است از ۶۵/۲۲ تا ۶۷/۱۶ درصد با تغییر جریان سیال تغییر می‌کند. با افزایش میزان مواد PCM بازده جمع‌کننده نیز افزایش می‌یابد. این روند برای داده‌های به دست آمده از ANN و CFD نیز صادق است. هر چند بازده به دست آمده از هر دو روش بیشتر از حالت آزمایشگاهی است. میزان خطای به دست آمده از بازده جمع‌کننده از روش CFD و ANN به ترتیب از ۵/۳۱ تا ۷/۴ درصد و ۱/۲۲ تا ۳/۸۴ درصد تغییر می‌کند. با افزایش PCM میزان انرژی ذخیره شده در سامانه افزایش می‌یابد و بازده انرژی سامانه ذخیره‌کننده افزایش می‌یابد. مقدار آن برای هنگامی که PCM ۱/۵ کیلوگرم است از ۷۶/۴۳ تا ۸۰/۲۱ درصد درصد افزایش و سپس با افزایش جریان سیال به ۷۴/۳۴ درصد کاهش می‌یابد. به عبارت دیگر با افزایش جریان سیال به دلیل افزایش مدت زمان کارکرد پمپ سیال میزان انرژی الکتریکی مصرفی توسط پمپ افزایش می‌یابد که این امر موجب کاهش بازده حرارتی ذخیره‌کننده می‌گردد. در تحقیق که بر روی تاثیر جریان سیال بر عملکرد یک مخزن ذخیره‌کننده سیال انجام گرفت افزایش جریان از ۴ لیتر بر دقیقه باعث می‌شد میزان بازده مخزن ذخیره‌کننده کاهش یابد (Baek *et al.*, 2011).

#### بازده جمع‌کننده و خشک‌کن خورشیدی

در شکل ۱۰ تغییرات بازده خشک‌کن، جمع‌کننده خورشیدی و مخزن ذخیره‌ساز در شرایط مختلف با روش‌های مختلف نشان داده شده است. همان طوری که از شکل مشخص است با افزایش مقدار مواد ذخیره‌ساز بازده افزایش پیدا می‌کند. در این حالت میزان انرژی ذخیره شده در سامانه به خصوص هنگامی که شدت تابش خورشیدی بیشتر است، بهبود پیدا می‌کند. بنابراین انرژی مورد نیاز برای خشک کردن هنگامی که تابش خورشیدی وجود ندارد به کمک سامانه ذخیره‌ساز تامین شده، دمای سیال تعدیل یافته و مدت زمان کاهش پیدا می‌کند. در این حالت انرژی مصرفی توسط فن و پمپ الکتریکی کاهش می‌یابد. بازده خشک‌کن با افزایش شدت جریان سیال از ۱ lit/min تا ۲/۵ lit/min افزایش و سپس کاهش می‌یابد. در این حالت با افزایش شدت جریان سیال انرژی تولید شده از جمع‌کننده سهموی با سرعت توسط سیال جذب شده و وارد مخزن و سپس وارد مبدل خشک‌کن شده و هوای برخورد کرده به مبدل گرما را جذب نموده و برای خشک کردن محصول استفاده می‌شود. اما پس از آن به دلیل آنکه انرژی حرارتی موجود در سیال زمان کافی برای تخلیه نشدن انرژی را ندارد دوباره به سامانه بازگشته و نمی‌تواند انرژی زیادی را از جمع‌کننده جذب کند. این نتیجه برای سرعت جریان سیال در ۵ lit/min اتفاق می‌افتد. کمترین میزان بازده ۲۱/۱۱ درصد و بیشترین ۲۵/۲۰ درصد به دست آمد. با بررسی نتایج به دست آمده در تحقیقات دیگران همین گزارش مشاهده می‌شود که با افزایش بیش از حد سرعت جریان سیال میزان انرژی جذب شده نه تنها افزایش نمی‌یابد بلکه باعث کاهش کارایی سامانه می‌گردد. به عبارت دیگر با افزایش دمای ورودی به جمع‌کننده سهموی بازده حرارتی کاهش می‌یابد (Bellos *et al.*, 20).



شکل ۱۰. بازده جمع کننده خورشیدی و سامانه ذخیره کننده انرژی در سطوح مختلف از جریان سیال و PCM

شد. در روش CFD از تابع تعقیب کننده خورشیدی DTRM با مدل با مش بندی ریز و در روش ANN از شبکه ۱-۴-۲ برای شبیه سازی در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد که روش ANN نسبت به روش CFD با دقت مناسبتری می تواند برای پیش بینی رفتار حرارتی سیال جریان یافته در سامانه استفاده شود. با افزایش میزان PCM بازده حرارتی جمع کننده و مخزن ذخیره کننده افزایش می یابد، اما با تغییر جریان سیال از ۱ تا ۲/۵ لیتر بر دقیقه موارد اشاره شده افزایش و با رسیدن به ۵ لیتر بر دقیقه کاهش می یابد. روش ANN با دقت مناسب تر، زمان و هزینه کم تر نسبت به روش CFD می تواند برای پیش بینی رفتار سیال در جمع کننده سهموی مورد استفاده قرار گیرد.

## نتیجه گیری

برای افزایش راندمان عملکردی خشک کن های خورشیدی به طور معمول از فناوری هایی استفاده می گردد که در این تحقیق از مواد تغییر فاز دهنده (PCM) در مخزن ذخیره کننده برای افزایش کارایی استفاده شد. جمع کننده استفاده شده در این تحقیق از نوع سهموی بود. برای بررسی تغییرات دمای خروجی از مخزن و همچنین تاثیر مقادیر PCM و سرعت جریان سیال کاری در جمع کننده در طول روز شبیه سازی با استفاده از دینامیک سیالات محاسباتی (CFD) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) انجام گرفته و داده های حاصل از هر دو روش با داده های آزمایشگاهی مقایسه

## REFERENCES

- Al-Waeli A. H. A., Sopian, K., Kazemb, H. K., Yousif, J. H., Chaichanc, M. T., Ibrahima, A., Mat, S. & Ruslana, M. (2018). Comparison of prediction methods of PV/T nanofluid and nano-PCM system using a measured dataset and artificial neural network. *Solar Energy*, 162, 378-396.
- Baek, S. M., Nam, J. H., Hong, H. & Kim, C. (2011). Effect of brine flow rate on the performance of a spiral-jacketed thermal storage tank used for SDHW systems: A computational fluid dynamics study. *Applied Thermal Engineering*, 31, 2716-2725
- Bellos, E., Tzivanidis, C., Antonopoulos, K. A. & Gkinis, G. (2016). Thermal enhancement of solar parabolic trough collectors by using nanofluids and converging-diverging absorber tube. *Renewable Energy*, 94, 213-22.
- Cetiner, C., Halici, F., Cacur, H. & Taymaz, I. (2005). Generating hot water by solar energy and application of neural network. *Applied Thermal Engineering*, 25 (8-9), 1337-48.
- Farkas, I. & Geczy-Vig, P. (2003). Neural network modelling of flat-plate solar collectors. *Computer and Electronic in Agriculture*, 40 (1-3), 87-102.
- Fischer, S., Frey, P. & Drück, H. (2012). Comparison between state-of-the-art and neural network modelling of solar collectors. *Solar Energy*, 86 (1), 3268-3277.
- Forristall, R. (2003). Heat transfer analysis and modeling of a parabolic trough solar receiver implemented in engineering equation solver. *Colorado: National Renewable Energy Laboratory (NREL)*.
- Ghritlahre, H. K. & Prasad, R. K. (2018). Application of ANN technique to predict the performance of solar collector systems - A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 84, 75-88.
- Iranmanesh, M., Akhijahani, H. S., & Jahromi, M. S. B. (2020). CFD modeling and evaluation the performance of a solar cabinet dryer equipped with evacuated tube solar collector and thermal storage system. *Renewable Energy*, 145, 1192-1213.
- Kalogirou, S. A. (2006). Prediction of flat-plate

- collector performance parameters using artificial neural network. *Solar Energy*, 80 (3), 248–59.
- Kalogirou, S. A, Panteliou, S. & Dentsoras, A. (1999). Modeling of solar domestic water heating systems using artificial neural networks. *Solar Energy*, 65(6), 335–342.
- Kumaresan, G., Sridhar, R. & Velraj, R. (2012). Performance studies of a solar parabolic trough collector with a thermal energy storage system. *Energy*, 47 (1), 395-402.
- Lecoeuche, S. & Lalot, S. (2005). Prediction of the daily performance of solar collectors. *International Communication of Heat and Mass Transfer*, 32 (5), 603–11.
- Motahayyer, M., Arabhosseini, A., Samimi-Akhijahani, H. & Khashechi, M. (2018). Application of computational fluid dynamics in optimization design of absorber plate of solar dryer. *Iranian Journal of Biosystem Engineering*, 49 (2), 285-294. (In Farsi)
- Schmidhuber, J. (2015). Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Networks*, 61, 85-117.
- Scapino, L., Zondag, H. A., Diriken, J., Rindt, C. C. M., Van Bael, J. & Sciacovelli, A. (2019). Modeling the performance of a sorption thermal energy storage reactor using artificial neural networks. *Applied Energy*, 253, 1-15.
- Tafarroj, M. M., Daneshzarian, R. & Kasaeian, A. (2019). CFD modeling and predicting the performance of direct absorption of nanofluids in trough collector. *Applied Thermal Engineering*, 148, 256-269.
- Tay, N. H. S., Bruno, F. & Belusko, M. (2012). Experimental validation of a CFD model for tubes in a phase change thermal energy storage system. *International Journal of heat and Mass Transfer*, 55 (4), 574-585.
- Varol, Y., Koca, A., Oztop, H. F. & Avci, E. (2010). Forecasting of thermal energy storage performance of phase change material in a solar collector using soft computing techniques. *Expert System Applied*, 37 (4), 2724–2732.
- Xiaohong, G., Bin, L., Yongxian, G. & Xiugan, Y. (2011). Two-dimensional transient thermal analysis of PCM canister of a heat pipe receiver under microgravity. *Applied Thermal Engineering*, 31 (5): 735–41.
- Xie, H., Liu, L., Ma, F. & Fan, H. (2009). Performance prediction of solar collectors using artificial neural networks. *Proceeding of the international conference on artificial intelligence and computational intelligence*, 573–576.