

مقایسه پیش‌بینی دمای خروجی جمع‌کننده خورشیدی تخت با نتایج تجربی: دینامیک سیالات محاسباتی و شبکه عصبی مصنوعی

فاطمه نادى^{۱*} - سامان آبدانان مهدی زاده^۲ - اولدوز نورانی زنونز^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۷/۳۰

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۰/۱۹

چکیده

تجزیه و تحلیل دقیق یک جمع‌کننده خورشیدی با توجه به بالا بودن تعداد پارامترهای مؤثر بر عملکرد آن کار پیچیده‌ای است. هدف از انجام این تحقیق، مقایسه تجربی و نظری عملکرد جمع‌کننده خورشیدی با توجه به توزیع جریان و درجه حرارت در دینامیک سیالات محاسباتی و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای پیش‌بینی دمای خروجی از جمع‌کننده خورشیدی صفحه تخت است. دمای خروجی از جمع‌کننده خورشیدی صفحه تخت به صورت عددی با دینامیک سیالات محاسباتی و با شبکه عصبی مدل شد و با نتایج تجربی مقایسه شد. به منظور آموزش و ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی از پنج عامل ورودی میزان تشعشع خورشید، سرعت هوا، زمان روز، رطوبت و دمای هوا استفاده شد. برای مدل‌سازی عددی انتقال گرمای جمع‌کننده خورشیدی صفحه تخت از نرم‌افزار تجاری حجم محدود استفاده شد. در کار حاضر یک مدل دو بعدی از جمع‌کننده خورشیدی شامل صفحه جاذب، شیشه و فاصله هوایی بین صفحه جاذب و شیشه در تحلیل انتقال گرما ارائه شد. اثرات آشفتگی با مدل تلاطم $k-\epsilon$ مدل شد. حداکثر اختلاف دما بین نتایج عددی و تجربی با دینامیک سیالات محاسباتی حدود $4/6$ کلوین به دست آمد. تحلیل آماری برای مقایسه نتایج پیش‌بینی دمای خروجی دو روش شبکه عصبی و دینامیک سیالات محاسباتی صورت گرفت. نتایج نشان داد که شبکه عصبی به لحاظ آماری نسبت به روش دینامیک سیالات محاسباتی تطابق بهتری با داده‌های تجربی دارد.

واژه‌های کلیدی: جمع‌کننده صفحه تخت خورشیدی، دمای خروجی، دینامیک سیالات محاسباتی، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

بیشتر شده است. خشک کردن میوه‌ها و سبزیجات از قبیل انگور، فلفل و غیره یکی از این نیازهای ضروری است که به منابع طبیعی به شکل سوخت نیاز دارد. خشک‌کن خورشیدی به عنوان یک روش برتر خشک کردن میوه‌ها و حبوبات به جهت ذخیره میزان قابل توجهی از سوخت‌های مرسوم و صرفه‌جویی در مصرف انرژی در حال جایگزین شدن است (Aghkhani et al., 2013).

جمع‌کننده‌های خورشیدی جزء کلیدی در سیستم‌های گرمایشی خورشیدی هستند. آن‌ها انرژی خورشید را جمع‌آوری کرده، انرژی تابشی را به گرما تبدیل کرده و سپس گرما را به سیال (معمولاً هوا یا آب) منتقل می‌کنند. به خاطر اثر عملکرد جمع‌کننده خورشیدی روی سیستم‌های خورشیدی، عموماً اصلاحاتی روی جمع‌کننده‌های خورشیدی انجام می‌شود. از بین همه جمع‌کننده‌های حرارتی، جمع‌کننده‌های صفحه تخت خورشیدی گرچه دمای کمتری تولید می‌کنند، مزایایی چون طراحی ساده‌تر، نگهداری آسان‌تر و هزینه کم‌تر دارند. گرم‌کننده‌های هوای خورشیدی نوعی از جمع‌کننده‌های خورشیدی هستند که کاربردهای وسیعی در بسیاری از حوزه‌های کشاورزی، صنعت و ساختمان دارند.

به دست آوردن پارامترهای خروجی تحت شرایط آزمایش‌های

انرژی خورشید، به عنوان یک منبع انرژی تجدیدپذیر، پاک و بدون آسیب به محیط زیست، برای تولید الکتریسته و گرما قابل توجه است (Zhai et al., 2013; Fahad et al., 2011). جمع‌آوری انرژی خورشیدی مورد علاقه بسیاری از محققان در دو دهه گذشته بوده است، چرا که هزینه گرمایش خانگی را تا ۷۰ درصد کاهش می‌دهد. به این موضوع از دهه ۷۰ میلادی به علت بحران جهانی نفت در ۱۹۷۳ توجه بیشتری شده است (Selmi et al., 2008). با رشد روزافزون جمعیت، نیاز انسان به منابع انرژی تجدیدپذیر

۱- استادیار، گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، واحد آزادشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، آزادشهر، ایران

*- نویسنده مسئول: (Email: f.nadi@iauz.ac.ir)

۲- استادیار، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان، ایران

۳- مربی، گروه مکانیک سیالات، واحد مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

این تحقیق در شهرستان آزادشهر با عرض جغرافیایی ۳۷ درجه و ۵ دقیقه و طول جغرافیایی ۵۵ درجه و ۱۱ دقیقه انجام گرفت. آزمایش‌ها در شهریور ماه با متوسط ۹/۵۲ ساعت آفتابی و شدت تابش 857 W m^{-2} انجام شد. بهترین زاویه نصب جمع‌کننده خورشیدی برای این که جمع‌کننده بتواند بیشترین میزان انرژی خورشید را دریافت کند، برابر است با (Duffie and Beckman, 1991):

$$\varphi = L + 15 \quad (1)$$

که در رابطه (۱)، φ زاویه شیب جمع‌کننده و L عرض جغرافیایی محل می‌باشد. با توجه به این که آزمایش‌ها در شهرستان آزادشهر با عرض جغرافیایی ۳۷ درجه انجام شد، بنابراین جمع‌کننده در زاویه ۵۲ درجه نسبت به سطح افق نصب شد.

بیان تجربی مسأله

حوزه جریان شامل یک صفحه جاذب است. صفحه جاذب استفاده شده در این جمع‌کننده یک ورق آهن سیاه به طول ۲ متر، عرض ۱/۲ متر و به ضخامت ۰/۰۰۵ متر می‌باشد. یکی از عیب‌های جمع‌کننده‌های هوایی، ظرفیت حرارتی پایین هوا است که برای بهبود ضریب انتقال گرمای بین صفحه جاذب و هوا اصلاحاتی پیشنهاد شده است. این پیشنهادها شامل استفاده از صفحه جاذب سوراخ‌دار، صفحه جاذب شیاردار و نوع ماتریکس می‌باشد که مشخص شد جمع‌کننده با صفحه جاذب سوراخ‌دار و شیاردار بازده حرارتی بالایی بدون افزایش افت فشار داشتند. مزیت دیگر استفاده از صفحه جاذب شیاردار آشفته کردن^۳ هوا است که به بهبود ضریب انتقال گرما کمک می‌کند (Fuxin, 1997). بنابراین در این پژوهش تعداد ۱۲ عدد شیار بر روی صفحه جاذب ایجاد شد تا بعد از شیاردار شدن به ابعاد ۲×۱ متر درآید. نقشه صفحه جاذب شیاردار در شکل ۱ آورده شده است.

در این جمع‌کننده از شیشه معمولی ساختمانی به ضخامت ۰/۰۳ متر و ابعاد ۲×۱ متر به عنوان پوشش استفاده شده است. فاصله هوایی بین شیشه و صفحه جاذب ۰/۰۵ متر بود. قاب، نگهدارنده اجزاء مختلف جمع‌کننده می‌باشد که از ورق MS به ضخامت ۰/۰۳ متر ساخته شد. قاب به شکل مکعب مستطیل به ابعاد ۲×۱×۱ متر ساخته شد به منظور کاهش اتلاف گرما در قسمت پشت و وجوه جانبی جمع‌کننده با یک لایه پشم‌شیشه معمولی به ضخامت ۰/۰۵ متر عایق‌بندی شد (Pangavhane et al., 2002). به منظور جذب بیشتر پرتوهای خورشید رویه این صفحه با رنگ سیاه مات، رنگ‌آمیزی شد. جمع‌کننده ساخته شده در شکل ۲ نشان داده شده است.

متفاوت، نسبتاً هزینه‌بر، طولانی و غیرممکن است. لذا به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی^۱ جهت هوشمندسازی سیستم‌های خورشیدی یا استفاده از روش دینامیک سیالات محاسباتی^۲ برای پیش‌بینی پارامتر خروجی مورد نظر اطلاعات با ارزشی فراهم می‌کند.

گورلا تحلیل دو بعدی روش اجزاء محدود را برای بررسی عملکرد جمع‌کننده‌های خورشیدی انجام داد (Gorla, 1997). تورگوت و همکاران تحلیل عددی سه‌بعدی و تجربی برای تعیین متوسط ضریب انتقال گرما برای جریان هوای جابه‌جایی اجباری روی یک صفحه تخت مستطیلی انجام دادند (Turgut et al., 2009). سلمی و همکاران جمع‌کننده خورشیدی صفحه تخت که سیال عامل آن آب بود با CFD شبیه‌سازی کردند (Selmi et al., 2008). جانجایی و همکاران یک مدل ریاضی برای شبیه‌سازی عملکرد جمع‌کننده خورشیدی پلاستیکی ارائه دادند (Janjai et al., 2000).

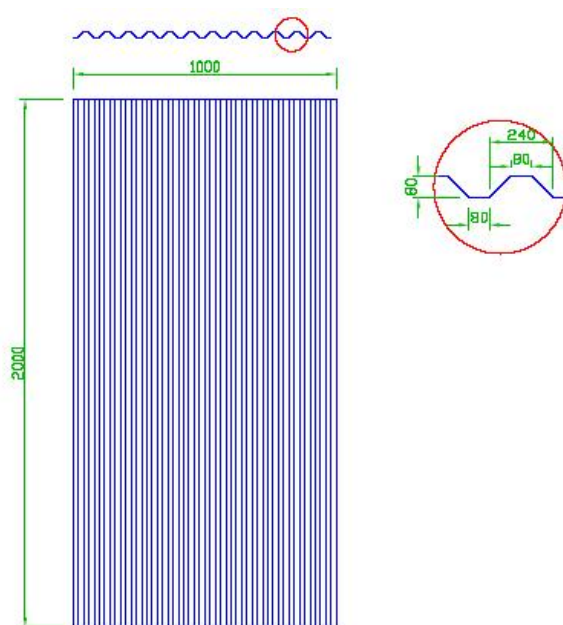
لکوچه و لالوت با استفاده از ANN عملکرد حرارتی جمع‌کننده صفحه تخت خورشیدی پیش‌بینی کردند (Lecoeuche and Lalot, 2005). بنلی عملکرد حرارتی دو نوع جمع‌کننده هوایی خورشیدی را با استفاده از ANN بررسی کرد. نتایج نشان داد که ANN می‌تواند برای پیش‌بینی عملکرد حرارتی جمع‌کننده‌های هوایی خورشیدی به‌عنوان یک روش دقیق به کار رود (Benli, 2013). ایسن و همکاران دیدگاه‌های ANN و شبکه عصبی wavelet را برای مدل‌سازی یک جمع‌کننده هوایی خورشیدی استفاده کردند. آن‌ها نتیجه گرفتند که مدل شبکه عصبی wavelet می‌تواند برخی از پارامترهای گرم‌کننده‌های هوایی خورشیدی با دقت مناسب تخمین بزند (Esen et al., 2009).

طبق تحقیقات انجام شده مدل‌سازی جمع‌کننده‌های خروجی برای پیش‌بینی دما یا براساس ANN انجام شده یا براساس CFD، هدف این تحقیق استفاده از هر دو روش فوق برای پیش‌بینی دمای خروجی از جمع‌کننده است تا نقاط برتری و توانایی‌های این دو شیوه مقایسه شود. بنابراین در این تحقیق دمای خروجی از جمع‌کننده خورشیدی به‌طور تجربی اندازه‌گیری شد. سایر اندازه‌گیری‌های تجربی شامل دمای هوای محیط، سرعت هوا، شدت تابش، رطوبت محیط و زمان بود. براساس اطلاعات تجربی به‌دست آمده، یک مدل ANN از جمع‌کننده ایجاد شد. با آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی با بخشی از داده‌های تجربی، پارامتر خروجی تخمین زده شد. همچنین جمع‌کننده خورشیدی صفحه تخت به روش CFD با نرم افزار Fluent & Gambit به‌صورت دو بعدی شبیه‌سازی شد و سپس برای مقایسه ANN با CFD نتایج دو روش با نتایج تجربی ارزیابی شد.

1- Artificial Neural Network (ANN)

2- Computational Fluid Dynamics (CFD)

3- Turbulence



شکل ۱- نقشه صفحه جاذب شیار شده

Fig.1. Scheme of corrugated absorber plate



شکل ۲- صفحه جاذب جمع‌کننده خورشیدی ساخته شده

Fig.2. Corrugated absorber plate of solar collector

ابزار و روش اندازه‌گیری

پارامترهایی که در آزمایش‌ها بایستی اندازه‌گیری شد، عبارت بودند از: الف- دمای هوا در ورودی و خروجی از جمع‌کننده خورشیدی، ب- رطوبت نسبی، ج- میزان تابش خورشید و د- سرعت

هوای محیط.

مشخصات ابزارهای اندازه‌گیری استفاده شده در جدول ۱ آورده شده است:

جدول ۱- ابزارهای اندازه‌گیری استفاده شده

Table 1- Used measurement tools

نام ابزار اندازه‌گیری Tools used for measurement	نوع ابزار Tool type	دقت Accuracy	کشور سازنده Manufacturing country
دماسنج دیجیتالی Digital thermometer	Lutron- Tm-915	$\pm 1^{\circ}\text{C}$	تایوان Taiwan
رطوبت‌سنج هوا Digital temperature & Humidity meter	Lutron HT-3005	± 1 RH	تایوان Taiwan
سرعت‌سنج هوا Anemometer	Lotron A-M-4204	± 2 m s ⁻¹	تایوان Taiwan
شیدسنج Pyranometer	HANNi	± 1 W m ⁻²	آلمان Germany

(Zurada, 1996).

$$\nabla E = -(d_i - o_i) f'(w_i^f x) \quad (7)$$

از آن‌جا که کمینه کردن مقدار خطا سبب تغییرات وزن‌ها در جهت منفی می‌گردد، لذا Δw_i به صورت رابطه (۸) در روابط قرار داده می‌شود (Zurada, 1996).

$$\Delta w_i = -\eta \nabla E \quad (8)$$

η یک ثابت مثبت می‌باشد. سپس از روابط (۶) و (۸)، Δw_i مجدداً به صورت رابطه (۹) محاسبه می‌شود:

$$\Delta w_i = \eta (d_i - o_i) f'(net_i) x \quad (9)$$

تنظیمات وزن Δw_{ij} به روش رابطه (۱۰) محاسبه می‌گردد:

$$\Delta w_{ij} = \eta (d_i - o_i) f'(net_i) x_j \quad (10)$$

for $j = 1, 2, \dots, n$

برای پیش‌بینی دمای خروجی جمع‌کننده، آموزش و ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی از چهار عامل ورودی دبی هوا، زمان روز، رطوبت و دمای هوا استفاده شد. تحت شرایط بیان شده در بخش قبل، شبکه عصبی مصنوعی با ۴ نرون در لایه ورودی و یک نرون در لایه خروجی طراحی شد. تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان از روش آزمون و خطا ۵ به دست آمد. به منظور ارتباط میان لایه ورودی با لایه پنهان و لایه پنهان با خروجی به ترتیب از تابع تان-سیگموئید^۷ و خطی استفاده شد. در این پژوهش به منظور آموزش شبکه از قاعده یادگیری لوومبرگ-مارکوت^۸ استفاده گردید. برای آموزش، ابتدا داده‌ها به طور تصادفی به دو قسمت تقسیم شد، به طوری که دو-سوم داده‌ها برای آموزش (۷۰ عدد)، یک-سوم داده (۳۵ عدد) برای آزمون شبکه انتخاب شدند. مقدار خطای متوسط آموزش برای شبکه‌ی تابع پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا و با ساختار مختلف مورد بررسی قرار گرفت. بنابراین الگوریتم مذکور انتخاب و نسبت به بهینه‌سازی آن اقدام شد. ابتدا تعداد لایه‌ی پنهان و تعداد نرون در لایه‌های میانی، به روش آزمون و خطا بررسی شد. پس از انتخاب شبکه‌ی مناسب و مقادیر مطلوب برای توابع آستانه، قاعده‌ی یادگیری، تعداد لایه‌های مخفی و نرون‌ها، تعداد تکرار مناسب، ضریب یادگیری و ضریب اندازه‌ی حرکت انتخاب گردید. همچنین مقدار مناسب ضریب اندازه‌ی حرکت مناسب ۰/۴، ضریب یادگیری برای لایه‌ی اول ۰/۳، برای لایه‌ی پنهان دوم ۰/۲۵ و برای لایه‌ی خروجی ۰/۱۵ انتخاب شد. تعداد تکرار مناسب برای شبکه‌ی مذکور ۲۱۰۰۰ بود. در ضمن برای مدل‌سازی شبکه عصبی از نرم‌افزار MatLab 2013a استفاده شد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی شامل تعدادی نرون است که با ترتیب خاصی کنار هم قرار گرفته‌اند. نرون‌ها در لایه‌ها قرار گرفته‌اند و هر شبکه شامل چند نرون در لایه‌ی ورودی، یک یا چند نرون در لایه‌ی خروجی و نرون‌هایی در لایه یا لایه‌های پنهان است. اکثر الگوریتم‌ها و معماری‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به وسیله تغییر در مدل نرون، ارتباط بین نرون‌های به کار رفته و وزن‌های اعمال شده بین نرون‌ها تغییر می‌کند. متداول‌ترین نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی، عبارتند از پیش‌خورد^۱، بازخوردی^۲ و رقابتی^۳ (Dogan et al., 2008). در این پژوهش از شبکه عصبی پیش‌خورد استفاده شده است. الگوریتم آموزش مورد استفاده در این پژوهش از نوع پس‌انتشار^۴ خطا بوده که در کاربردهای تخمین تابع، کاربرد زیادی دارد. شاخص ارزیابی شبکه، میانگین مربعات خطا^۵ بوده (تابع خطا) که مطابق رابطه (۲) به دست می‌آید.

$$mse = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (t(k) - p(k))^2 \quad (2)$$

t خروجی مطلوب شبکه و p ورودی به شبکه می‌باشد (Zurada, 1996).

این روش یادگیری برای توابع فعال پیوسته ۶ که دارای رابطه (۳) می‌باشد، صادق است (Zurada, 1996):

$$f(net) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda net)} \quad (3)$$

$$f(net) = \begin{cases} 1 & net > 0 \\ 0 & net < 0 \end{cases}$$

سیگنال یادگیری این قانون، دلتا خوانده شده و به صورت رابطه (۴) تعریف می‌گردد (Zurada, 1996):

$$r \triangleq [d_i - f(w_i^f x)] f'(w_i^f x) \quad (4)$$

عبارت $f'(w_i^f x)$ مشتق تابع فعال پیوسته $f(net)$ محاسبه شده برای $net = w_i^f x$ می‌باشد. محاسبه بردار گرادیان نسبت به w_i خطای مربعات به صورت رابطه (۵) تعریف می‌گردد:

$$E \triangleq \frac{1}{2} (d_i - o_i)^2 \quad (5)$$

که مساوی است با:

$$E = \frac{1}{2} [d_i - f(w_i^f x)]^2 \quad (6)$$

مقدار خطای بردار گرادیان از رابطه (۷) محاسبه می‌گردد

- 1- Feedforward
- 2- Feedback
- 3- Competitive
- 4- Back propagation
- 5- Mean square error
- 6- Continuous activation functions

7- Tansigmond
8- Leven berg-marguardt

دینامیک سیالات محاسباتی

دینامیک سیالاتی محاسباتی (CFD) یکی از روش‌های توانمند برای شبیه‌سازی جریان سیال می‌باشد که به تحلیل سیستم‌های حامل جریان سیال، انتقال حرارت، انتقال جرم و پدیده‌های همراه نظیر واکنش‌های شیمیایی، می‌پردازد. در حقیقت CFD تکنیکی بیش از شبیه‌سازی کامپیوتری جریان سیالات است و با استفاده از امکانات گرافیکی، مهندسین را قادر می‌سازد تا درک بهتری از پدیده‌های داخل سیستم داشته باشند. نتایج CFD تنها عدد و رقم نیست بلکه به کمک آن می‌توان مسیر حرکت سیال را هم مشاهده نمود (Kuipers and Van Swaaij, 1998).

برای محاسبه عددی انتقال سیال معادله مدل آشفتگی استفاده شد. از پیش‌پردازنده Gambit برای ایجاد هندسه، مش بندی و تنظیم شرایط مرزی مناسب استفاده شد. سپس خواص جریان سیال مشخص شد، معادلات حل شد و نتایج با نرم‌افزار Fluent تحلیل شد. مدل آشفتگی $k-\epsilon$ برای جریان کاملاً متلاطم معتبر است و یک مدل نیمه تجربی براساس معادلات مدل انتقال برای انتقال انرژی جنبشی k و نرخ اتلاف آشفتگی، حاوی ثابت‌های تجربی در بخش‌های تولید و اتلاف معادلات است. معادلات حاکمه برای انرژی و مدل آشفتگی $k-\epsilon$ به صورت روابط (۱۱) تا (۱۵) است:

$$\mu_T = C_{\mu} \rho \frac{k^2}{\epsilon} \quad (11)$$

$$\frac{\partial \rho k}{\partial t} + \text{div}(\rho U k) - \text{div} \left[\left(\mu + \frac{\mu_T}{\sigma_k} \right) \text{grad}(k) \right] = P - \rho \epsilon \quad (12)$$

$$\frac{\partial \rho \epsilon}{\partial t} + \text{div}(\rho U \epsilon) - \text{div} \left[\left(\mu + \frac{\mu_T}{\sigma_{\epsilon}} \right) \text{grad}(\epsilon) \right] = C_{1\epsilon} \frac{\epsilon}{k} P - C_{2\epsilon} \rho \frac{\epsilon^2}{k} \quad (13)$$

که P بخش حاوی تولید آشفتگی به علت تنش در جریان است. مدل $k-\epsilon$ حاوی پنج ثابت تجربی $(C_{\mu}, C_1, C_2, C_{1\epsilon}, C_{2\epsilon})$:

$$\sigma_{\epsilon} = 1.3 \quad \sigma_k = 1.0 \quad C_{\mu} = 0.09 \quad (14)$$

$$C_{2\epsilon} = 1.92 \quad C_{1\epsilon} = 1.44$$

معادله انرژی مورد استفاده برای محاسبات مربوط به تغییرات دما به صورت رابطه (۱۵) است:

$$\text{div}(\rho UT) = \text{div} \left[\left(\frac{\mu}{Pr} + \frac{\mu_T}{\sigma_k} \right) \text{grad}(T) \right] \quad (15)$$

فرضیات زیر در تحلیل CFD در نظر گرفته شد:

- هوا محیط پیوسته و غیرقابل تراکم است.
- مسئله دو بعدی و جریان پایدار در نظر گرفته شد.
- سرعت جریان زیاد است، طوری که ویژگی‌های جریان آشفتگی^۱ حاکم است.

- خصوصیات ترموفیزیکی صفحه جاذب با توجه به دمای عملیات

1- Turbulent

ثابت است.

- کف صفحه جذب کننده آدیاباتیک فرض می‌شود.

تعیین شرایط مرزی

تعیین نوع شرایط مرزی و تنظیم آن‌ها یکی از اساسی‌ترین مراحل در کاربردهای مختلف دینامیک سیالات محاسباتی می‌باشد. شرایط مرزی، تعیین‌کننده جریان و خاصیت‌های حرارتی در مرزها با توجه به فیزیک مسئله می‌باشد. سیال عامل برای شبیه‌سازی جمع‌کننده خورشیدی، هوا است. خصوصیات هوای استفاده شده در این شبیه‌سازی در جدول ۲ نشان داده شده است. خصوصیات شیشه و فولاد استفاده شده به عنوان شرایط مرزی در این شبیه‌سازی در جدول ۳ آورده شده است.

نمایش همگرایی حل

همگرایی خاصی از روش عددی برای به دست آوردن جوابی است که به حل دقیق نزدیک می‌باشد، به طوری که فاصله شبکه، اندازه حجم کنترل یا المان به صفر میل می‌کند. همگرایی زمانی حادث می‌شود که معیار همگرایی برای هر متغیر ارضا شود. در شکل ۳ برای تعیین زمان توقف حل مسأله از روش محاسبه باقی‌مانده‌های^۲ معادلات حاکمه استفاده شده است. با این توضیح که در این روش چرخش حل مسأله تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که تفاضل کمیت‌های مورد بحث مانند سرعت یا دما به حداقل مقدار خود برسد. تعیین مقدار حداقل اختیاری می‌باشد، ولی هرچقدر به توان به مقدار کوچکتری برسیم دقت نتایج بالاتر خواهد بود. پس از تنظیم همه شرایط مرزی در نرم‌افزار Fluent، برای حل عددی مقداردهی اولیه باید انجام شود. تعداد تکرارها در حدود ۱۰۰ تنظیم شد. پایداری نتایج زمانی است که در آن حل همگرا شود. نتایج برای این شبیه‌سازی بعد از ۴۴ بار تکرار همگرا شد. همان‌طور که شکل ۳ نشان می‌دهد مقدار باقی‌مانده برای معادله پیوستگی^۳، مولفه‌های افقی^۴ و عمودی^۵ سرعت، k , epsilon، پارامترهای مربوط به روش عددی مورد استفاده برای حل جریان، کمتر از 10^{-3} به دست آمد، البته، این مقدار برای باقیمانده انرژی^۶ 10^{-6} به دست آمد.

- 2- Residuals
- 3- Continuity
- 4- x-velocity
- 5- y-velocity
- 6- Energy

جدول ۲- خصوصیات هوا

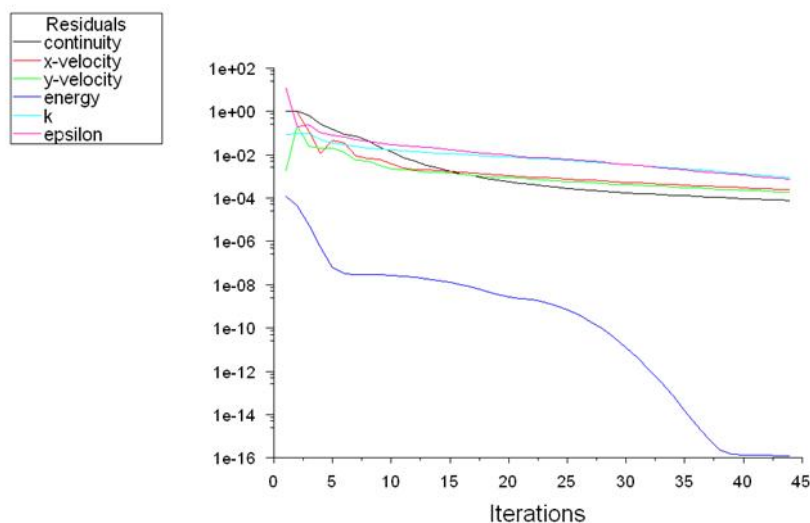
Table 2- Properties of the air

پارامتر Parameter	مقدار Value
سرعت سیال Fluid velocity	سرعت محیط Environment velocity
قطر هیدرولیکی Hydraulic diameter	0.18 m
شدت آشفتگی Turbulence intensity	٪۱
دمای ورودی Input temperature	دمای محیط Environment temperature

جدول ۳- خصوصیات شیشه و صفحه جاذب (شرایط مرزی)

Table 3- Properties of glass and absorber plate (Coefficients for boundary conditions)

خصوصیات صفحه جاذب Properties of absorber plate		خصوصیات شیشه Properties of glass	
پارامتر Parameter	مقدار Value	پارامتر Parameter	مقدار Value
چگالی فولاد Density of steel	8030 kg m ⁻³	چگالی شیشه Density of glass	2700 Kg m ⁻³
ضریب انتقال حرارت فولاد Heat transfer coefficient of steel	16.27 W m ⁻² °C	ظرفیت گرمایی ویژه شیشه Heat Capacity of glass	0.84 kJ kg ⁻¹ °C
ظرفیت گرمایی ویژه فولاد Heat capacity of steel	502.48 kJ kg ⁻¹ °C	ضریب انتقال حرارت شیشه Heat transfer coefficient of glass	0.78 W m ⁻¹ °C



شکل ۳- مقدار باقی‌مانده‌ها برای ۴۴ بار تکرار اولیه حل مسئله

Fig. 3. Residuals for 44 running times for solving problem

آنالیز آماری

آماري، يعني، خطای جذر میانگین مربعات^۱ (RMSE)، خطای مجموع مربعات^۲ (SSE)، سطح معنی‌داری^۳ (P-value) و ضریب همبستگی توسط روابط (۱۶) تا (۱۹) محاسبه شدند.

برای مقایسه عملکرد روش دینامیک سیالات محاسباتی با شبکه عصبی برای پیش‌بینی دمای خروجی از جمع‌کننده صفحه تخت خورشیدی، نتایج حاصل از پیش‌بینی با دو روش فوق با داده‌های تجربی به صورت آماری ارزیابی شدند. در این مطالعه، پارامترهای

- 1- Root mean square error
- 2- Error sum of squares
- 3- Significance level

درجه حرارت محیط و رطوبت نسبی به‌عنوان پارامترهای ورودی و تابش خورشیدی به‌عنوان پارامتر خروجی در نظر گرفته شدند. براساس نتایج به‌دست آمده ($RMSE=0.028$, $MPE=0.8521$, $R^2=99.96$) هم‌راستایی مناسبی بین مقادیر برآورد و اندازه‌گیری تابش خورشیدی وجود داشت (Azeez, 2011). در پژوهشی دیگر از ترکیب چهار پارامتر روز، حداکثر دمای هوا، دمای متوسط هوا، رطوبت نسبی (به‌عنوان ورودی) به‌منظور برآورد تابش انتشار خورشید در شهرستان ابها^۱ در عربستان سعودی استفاده نمودند. دقت شبکه توسعه‌یافته با میانگین مربعات خطای $5/18 \times 10^{-7}$ گزارش گردید. با توجه به پژوهش‌های یاد شده دقت روش حاضر نیز در پیش‌بینی دمای خروجی جمع‌کننده خورشیدی با $RMSE=0.77$ قابل قبول می‌باشد (Rehman and Mohandes, 2009)

مقایسه نتایج تجربی با روش شبیه‌سازی CFD

نتایج به‌دست آمده از تحلیل CFD جمع‌کننده خورشیدی صفحه تخت در این بخش ارائه شده است. شکل ۵ جهت بردارهای سرعت را نشان می‌دهد. جهت بردارهای سرعت از سمت دیواره ورودی به سمت دیواره خروجی است (به‌علت جهت باد). این شکل نشان می‌دهد که نرم‌افزار به‌خوبی عمل کرده و می‌تواند نتایج را به‌طور صحیح پیش‌بینی کند.

در شکل ۶ توزیع جریان نشان داده شده است. از شکل فوق می‌توان دید که جریان در جمع‌کننده متلاطم است. حرکت سیال و گردش جریان هوا به‌علت صعود و نزول جریان هوا در امتداد دیواره داغ و سرد است. در ضمن برخی گردابهایی در نزدیکی لبه‌های ورودی کانال مشاهده می‌شود و بعد از این پروفیل سرعت یکنواخت‌تر شده و ثابت می‌شود. شاید بتوان گفت نیاز به طولی برای داشتن جریان کاملاً توسعه‌یافته داریم که به‌علت تیزی لبه مقداری گردش هوا داشته و بعد از کمی فاصله از لبه کانال جریان کاملاً توسعه می‌یابد (Incropera and DeWitt, 1985). حداکثر توزیع سرعت در دیواره خروجی در وسط اتفاق می‌افتد. در ضمن توزیع سرعت (کانتور سرعت) روی دیواره بالایی (شیشه) و دیواره پایینی (فولاد) صفر است، چون ملکول‌هایی از هوا که در تماس با دیواره‌ها هستند، سرعتی برابر سرعت دیواره دارند، چون هر دو دیواره ساکن هستند، بنابراین سرعت هوا در مجاورت با این دیواره‌ها صفر است (Streeter, 1962).

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{exp,i} - T_{pre,i})^2 \right]^{1/2} \quad (16)$$

$$SSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{exp,i} - T_{pre,i})^2 \quad (17)$$

$$P = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|T_i - T_{pre}|}{T_i} \quad (18)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (T_{exp,i} - \bar{T}_{exp})^2 - \sum_{i=1}^N (T_{exp,i} - \bar{T}_{pre})^2}{\sum_{i=1}^N (T_{exp,i} - \bar{T}_{exp})^2} \quad (19)$$

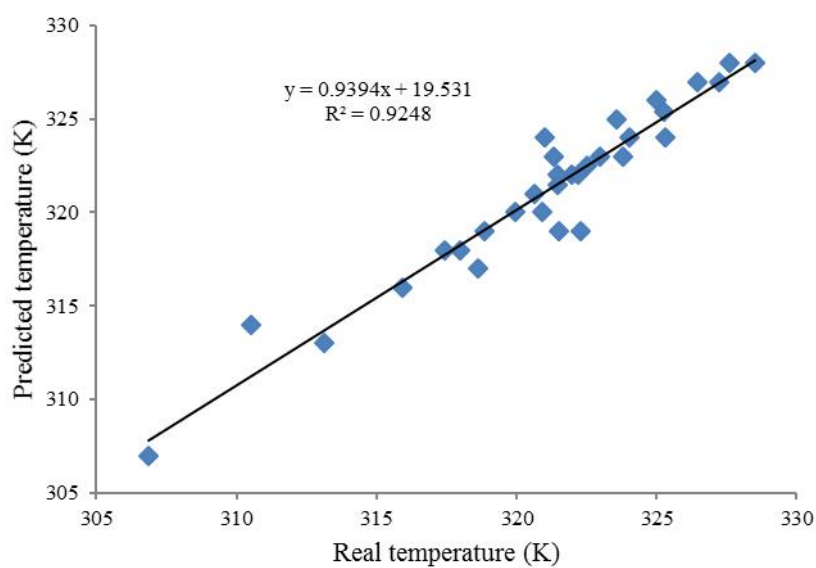
نتایج و بحث

این بخش شامل مقایسه دو روش ANN و CFD با داده‌های حاصل از آزمایش می‌باشد. بدین منظور یک سری شبیه‌سازی‌های عددی و مدل‌سازی شبکه عصبی انجام شد تا عملکرد حرارتی یک جمع‌کننده خورشیدی صفحه تخت مورد بررسی قرار گیرد.

مقایسه نتایج تجربی با روش شبیه‌سازی ANN

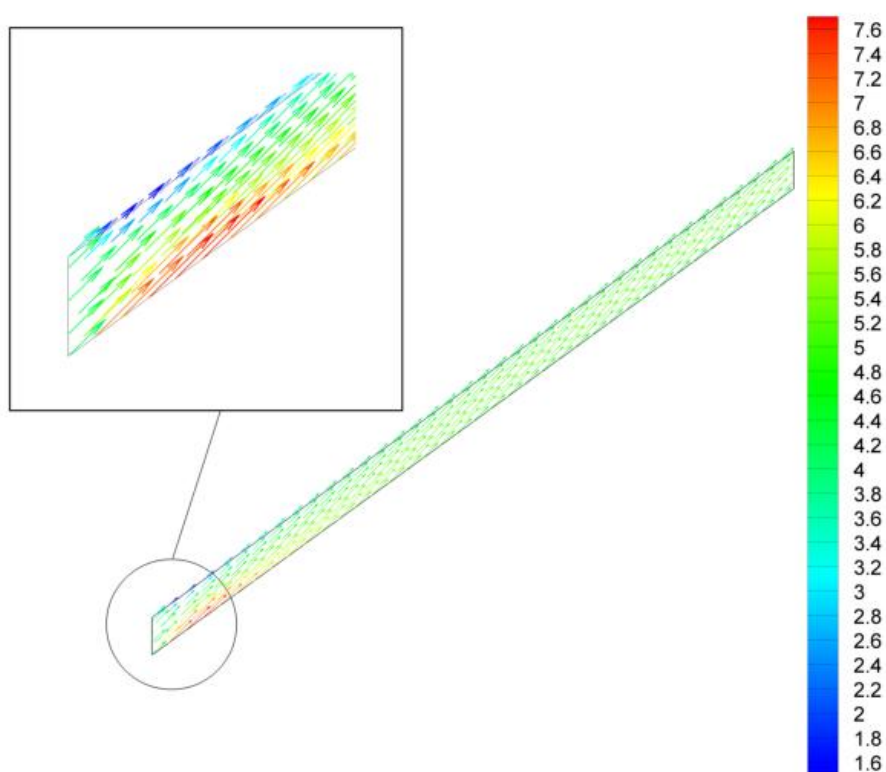
نتایج آموزش نشان داد، کم‌ترین مقدار میانگین مربعات خطا برای داده‌های آزمون شبکه پرسپترون سه‌لایه (ورودی، میانی و خروجی) با تابع انتقال تان-سیگموئید، قاعده‌ی یادگیری لونبرگ، و پنج نرون در لایه‌ی پنهان، $1/23$ می‌باشد. برای $RMSE$ مذکور مقدار $R^2=0.925$ محاسبه شد. مقایسه مقادیر دمای اندازه‌گیری شده و برآورد شده توسط شبکه‌ی عصبی طراحی شده، در شکل ۴ آورده شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است، روند خطی میان دمای واقعی و برآورد شده نشان از موفقیت شبکه عصبی در یادگیری تغییرات دمای جمع‌کننده دارد.

بیشترین خطا در پیشگویی دما $3/3$ کلون می‌باشد، اما در اکثر مواقع (64%) خطایی کمتر از 1 کلون داشت. در ضمن شایان ذکر است که شبکه در اکثر مواقع (74% موارد)، مقادیری کمتری را نسبت به مقدار تجربی پیش‌بینی نموده است. در پژوهشی به کمک شبکه عصبی دمای محصولات در خشک‌کن خورشیدی پیش‌بینی و نتایج آن با مدل‌های تجربی مقایسه شد (Tripathy and Kumar, 2009). مطابق نتایج ارائه شده، شبکه عصبی مقادیر دمای خروجی کمتری نسبت به مقدار واقعی داشت که با پژوهش حاضر در یک‌راستا می‌باشد. در ضمن تریپاسی و کومار نتیجه گرفتند که شبکه عصبی با مقدار $R^2=0.95$ و $RMSE=0.77$ عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های تجربی از خود نشان داد. در پژوهشی عزیز از یک شبکه پس‌انتشار خطا به‌منظور برآورد ماهانه متوسط تابش خورشیدی در یک سطح افقی در شهر گوساو نیجریه استفاده نمود. مدت زمان تابش، حداکثر



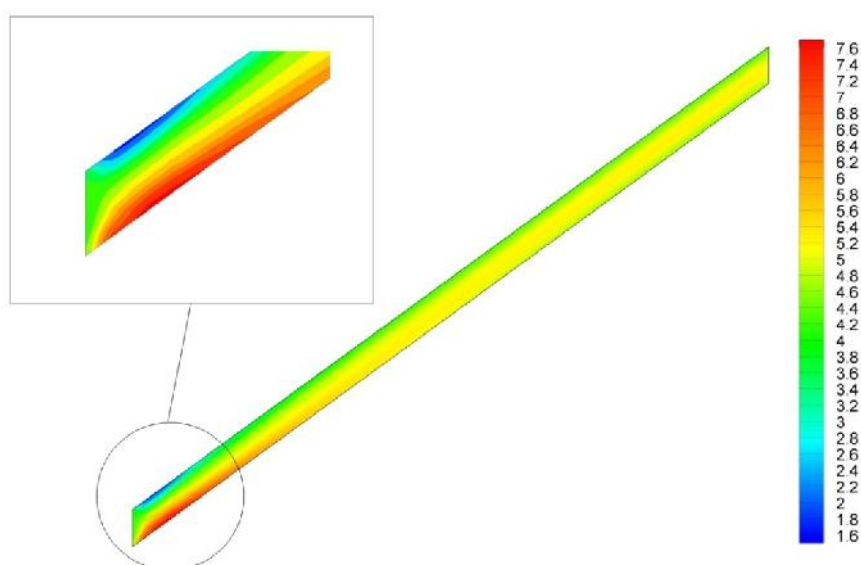
شکل ۴- مقایسه دمای واقعی با برآورد شده در جمع‌کننده

Fig.4. Comparison of real and prediction of output temperature in solar collector



شکل ۵- بردارهای سرعت ($m s^{-1}$)

Fig.5. Velocity vectors ($m s^{-1}$)

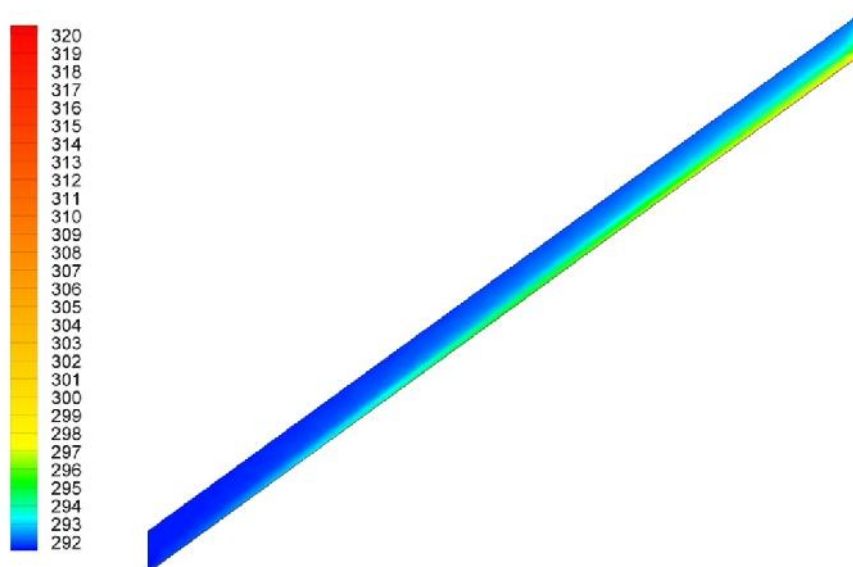


شکل ۶- تخمین توزیع سرعت پس از محاسبات اولیه (m s^{-1})

Fig.6. Estimation of velocity contour after the preliminary calculations (m s^{-1})

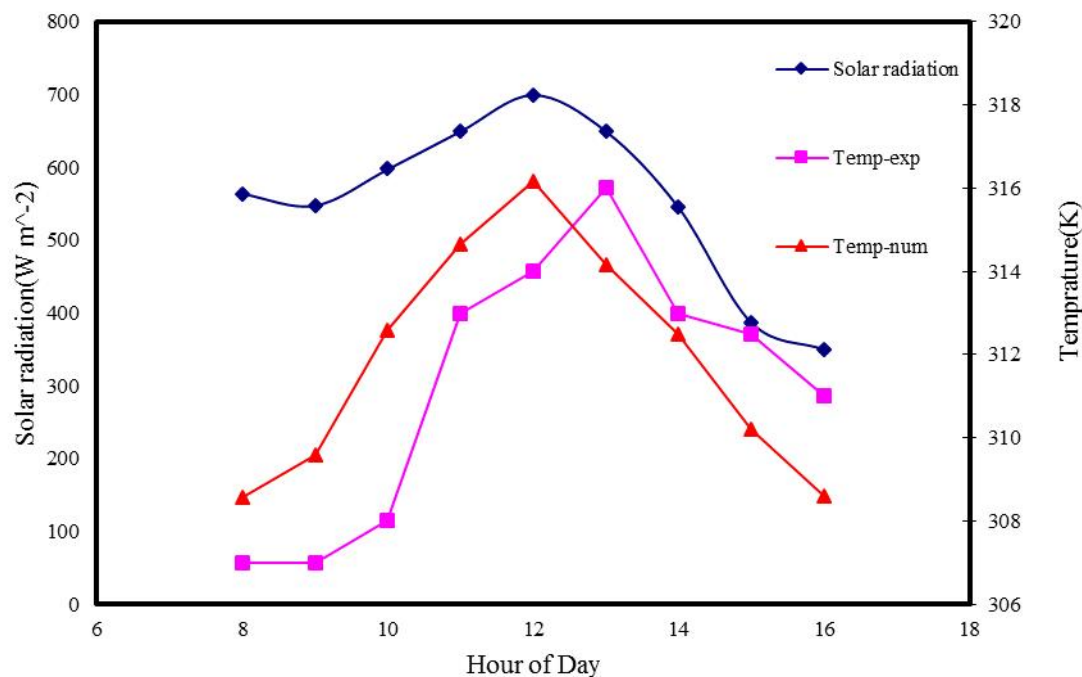
دما روی دیواره پایینی قرار می‌گیرد، چون ابتدا دیواره پایینی (فولاد) گرم می‌شود، سپس گرما به هوا منتقل می‌شود.

در شکل ۷ توزیع کانتور دما نشان داده شده است. یک گرادیان دما می‌توان از شیشه تا صفحه جذب‌کننده داغ مشاهده کرد. حداکثر



شکل ۷- تخمین توزیع دما پس از محاسبات اولیه (K)

Fig.7. Estimation of temperature contour after the preliminary calculations (K)



شکل ۸- مقایسه نتایج عددی و تجربی دمای خروجی

Fig.8. Comparing between numerical and experimental of output temperature

دمای خروجی برای نتایج تجربی در ساعت ۱ بعد از ظهر اتفاق می‌افتد. دماهای خروجی در نتایج تجربی در ساعات قبل از ظهر کمتر از حل عددی هستند. این مسأله می‌تواند به علت ضخامت صفحه جاذب باشد که باعث می‌شود تا دمای این صفحه دیرتر از زمان بیشترین تابش به میزان حداکثر خود برسد (Incropera and DeWitt, 1985; Fluent, 2006).

دمای خروجی در نتایج حل عددی در ساعات بعد از ظهر کمتر از نتایج تجربی هستند که علت این امر نیز ضخامت صفحه جاذب است که باعث می‌شود این صفحه گرما در خود نگاه داشته و دیرتر از دست بدهد. به عبارتی یک پسماند گام زمانی^۱ در دمای پیش‌بینی شده در روش عددی داریم (Incropera and DeWitt, 1985; Fluent, 2006).

آنالیز آماری

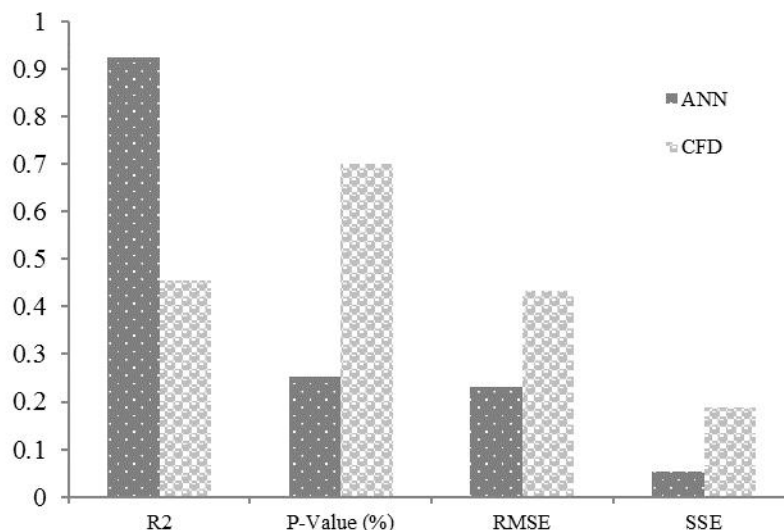
شکل ۹ نتایج محاسبات آماری بررسی تطابق بین نتایج داده‌های تجربی با مقادیر پیش‌بینی شده را برای دو روش ANN و CFD نشان می‌دهد. روش خوب پیش‌بینی روشی است که SSE، RMSE و P-value نزدیک‌تر به صفر و R² نزدیک‌تر به یک داشته باشد. بنابراین روش ANN به لحاظ آماری نسبت به روش CFD تطابق

شبه‌سازی برای زمان‌های مختلف یک روز از ۸ صبح تا ۴ بعد از ظهر انجام شد. سپس نتایج به دست آمده از این شبه‌سازی همان‌طور که در شکل ۸ نشان داده شده است، با نتایج تجربی مقایسه شد. منحنی ترسیم شده دماهای خروجی شبه‌سازی و تجربی را در مقابل زمان نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۸ بیشترین اختلاف بین دماهای شبه‌سازی شده و تجربی حدود ۲/۴K تا ۴/۶K برای زمان‌های مختلف است. اما در ۱۱٪ مواقع خطایی کمتر از ۱ کلوین وجود دارد. در ضمن شایان ذکر است که شبه‌سازی عددی در ۴۴٪ موارد، مقادیر کمتری را نسبت به مقدار تجربی پیش‌بینی نموده است. سلمی و همکاران و اینگل و همکاران اختلاف دمای ۴K را بین دمای خروجی تجربی و پیش‌بینی شده به دست آوردند (Ingle et al., 2013; Selmi et al., 2008).

عدم تطابق بین نتایج داده‌های تجربی با پیش‌بینی‌های مدل در زمان‌های مختلف به علت این واقعیت است که ورودی‌های تجربی تعریف نشده‌ای از قبیل شدت تلاطم، تلفات تابشی از صفحه جاذب به محیط، نشت، خطای ابزار اندازه‌گیری و غیره وجود دارد که در شبه‌سازی مدل در نظر گرفته نشده است. این تلفات در شدت تابش‌های بالا قابل توجه‌تر است که مطابق با نتایج بدیجه و همکاران است (Badache et al., 2012). حداکثر شدت تابش در ساعت ۱۲ ظهر اتفاق می‌افتد و حداکثر دمای خروجی از جمع‌کننده در حل عددی نیز در ساعت ۱۲ ظهر اتفاق می‌افتد، در صورتی که حداکثر

1- Time step hysteresis

بهتری با داده‌های تجربی دارد.



شکل ۹- نمایش گرافیکی تست آماری روش ANN و CFD

Fig. 9. Graphic representation of the statistic test for ANN and CFD

داد که ANN بهتر از CFD برای پیش‌بینی دمای خروجی عمل می‌کند. اما برای پیش‌بینی و توزیع پروفیل دما و سرعت در جمع‌کننده خورشیدی روش ANN هیچ‌گونه اطلاعاتی نمی‌دهد. بنابراین روش CFD گرچه دقت پیش‌بینی کم‌تری نسبت به ANN دارد، اما به‌علت در اختیار گذاشتن اطلاعاتی در رابطه با پروفیل سرعت و دما در جمع‌کننده خورشیدی، همچنان روشی سودمند و ارزشمند است.

نتیجه‌گیری

برای بررسی عملکرد دو روش دینامیک سیالات محاسباتی و روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دمای خروجی از جمع‌کننده خورشیدی، نتایج حاصل از این دو روش با نتایج تجربی دمای خروجی از جمع‌کننده خورشیدی صفحه تخت مقایسه شد. اندازه‌گیری‌های تجربی شامل پارامترهای ذیل بودند: زمان روز، دمای هوای ورودی و خروجی، شدت تابش خورشید و سرعت هوا. بررسی‌های آماری نشان

References

1. Aghkhani, M. H., M. H. Abbaspour-Fard, M. R. Bayati, H. Morteza pour, S. I. Saedi, and A. Moghimi. 2013. Performance Analysis of a Solar Dryer Equipped with a Recycling Air System and Desiccant Chamber. *Journal of Agricultural Machinery* 3 (2): 92-103. (In Farsi).
2. Azeez, M. A. A. 2011. Artificial neural network estimation of global solar radiation using meteorological parameters in Gusau, Nigeria. *Archives of Applied Science Research* 3: 586-95.
3. Badache, M., D. Rouse, S. Hallé, G. Quesada, and Y. Dutil. 2012. Experimental and two-dimensional numerical simulation of an unglazed transpired solar air collector. *Energy Procedia* 30: 19-28.
4. Benli, H. 2013. Determination of thermal performance calculation of two different types solar air collectors with the use of ANN. *International Journal of Heat and Mass Transfer* 60: 1-7.
5. Dogan, A., H. Demirpence, and M. Cobaner. 2008. Prediction of Groundwater Levels From Lake Levels and Climate Data Using ANN Approach. *Water SA*, 34 (2): 199.
6. Duffie, J. A., and Beckman, W. A. 1991. *Solar Engineering of Thermal Processes*, John Wiley Interscience, New York.
7. Esen, H., F. Özgen, M. Esen, and A. Sengur. 2009. ANN and wavelet neural network approaches for modeling of a solar air heater. *Expert System with Applications* 36: 11240-11248.
8. Fahad, A.A., D. Ibrahim, and H. Feridum. 2011. Exergy modeling of a new solar driven trigeneration system. *Solar Energy* 85: 2228-2243.
9. Fluent Inc. 2006. *Fluent 6.3 UDF Manual*. Fluent Inc, Lebanon.

10. Fuxin, H. 1997. Solar drying. International solar Energy applications training workshop. Lanzhou, China.
11. Gorla, R. S. R. 1997. Finite element analysis of a flat plate solar collector. *Finite Elements in Analysis and Design* 24: 283-290.
12. Hornik, K., M. Stinchcombe, and H. White. 1989. Multilayer feed forward networks are universal approximators. *Neural Networks* 2: 359-366.
13. Incropera, F. P., and D. P. DeWitt. 1985. *Introduction to Heat Transfer*. Wiley, USA.
14. Ingle, P. W., A. A. Pawar, B. D. Deshmukh, and K. C. Bhosale. 2013. CFD Analysis of Solar Flat Plate Collector. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering* 3: 337-342.
15. Janjai, S., A. Esper, and W. Muhlbauer. 2000. Modelling the performance of a large area plastic solar collector. *Renewable energy* 21: 363-376.
16. Kuipers, J. A. M., and W. P. M. Van Swaaij. 1998. Computational fluid dynamics applied to chemical reaction engineering. *Advances in Chemical Engineering* 24: 227-328.
17. Lecoeuche, S., and T. S. Lalot. 2005. Prediction of the daily performance of solar collectors, *International Communications in Heat and Mass Transfer* 32: 603-611.
18. Pangavhane, D. R., R. L. Sawhney, and P. N. Sarsvadia. 2002. Design, development and performance testing of a new natural convection solar dryer. *Energy* 27: 579-590.
19. Rehman, S., and M. Mohandes. 2009. Estimation of diffuse fraction of global solar radiation using artificial neural networks. *Energy Sources Part A* 31: 974-84.
20. Selmi, M., M. J. Al-Khawaja, and A. Marafia. 2008. Validation of CFD simulation for flat plate solar energy collector. *Renewable Energy* 33: 383-387.
21. Streeter, V. L. 1962. *Fluid Mechanics*. McGraw-Hill.
22. Tripathy, P. P., and S. Kumar. 2009. Neural network approach for food temperature prediction during solar drying. *International Journal of Thermal Sciences* 48: 1452-1459.
23. Turgut, O., and N. Onur. 2009. Three dimensional numerical and experimental study of forced convection heat transfer on solar collector surface. *International Communications in Heat and Mass Transfer* 36: 274-279.
24. Versteeg, H. K. and W. Malalasekera. 1995. *An introduction to Computational Fluid Dynamics: The Finite Volume Method*. Prentice Hall. London
25. Zhai, R. R., Y. Zhu, Y. P. Yang, K. Y. Tan, and H. Eric. 2013. Exergetic and Parametric Study of a Solar Aided Coal-Fired Power Plant. *Entropy* 15: 1014-1034.
26. Zurada, J. M. 1996. *Introduction to artificial neural systems*. West Publishing Co. USA.

Comparing between predicted output temperature of flat-plate solar collector and experimental results: computational fluid dynamics and artificial neural network

F. Nadi^{1*} - S. Abdanan Mehdizadeh² - O. Nourani Zonouz³

Received: 21-10-2016

Accepted: 08-01-2017

Introduction

The significant of solar energy as a renewable energy source, clean and without damage to the environment, for the production of electricity and heat is of great importance. Furthermore, due to the oil crisis as well as reducing the cost of home heating by 70%, solar energy in the past two decades has been a favorite of many researchers. Solar collectors are devices for collecting solar radiant energy through which this energy is converted into heat and then heat is transferred to a fluid (usually air or water). Therefore, a key component in performance improvement of solar heating system is a solar collector optimization under different testing conditions. However, estimation of output parameters under different testing conditions is costly, time consuming and mostly impossible. As a result, smart use of neural networks as well as CFD (computational fluid dynamics) to predict the properties with which desired output would have been acquired is valuable. To the best of our knowledge, there are no any studies that compare experimental results with CFD and ANN.

Materials and Methods

A corrugated galvanized iron sheet of 2 m length, 1 m wide and 0.5 mm in thickness was used as an absorber plate for absorbing the incident solar radiation (Fig. 1 and 2). Corrugations in absorber were caused turbulent air and improved heat transfer coefficient.

Computational fluid dynamics

K- turbulence model was used for simulation. The following assumptions are made in the analysis.

- (1) Air is a continuous medium and incompressible.
- (2) The flow is steady and possesses have turbulent flow characteristics, due to the high velocity of flow.
- (3) The thermal-physical properties of the absorber sheet and the absorber tube are constant with respect to the operating temperature.
- (4) The bottom side of the absorber tube and the absorber plate are assumed to be adiabatic.

Artificial neural network

In this research a one-hidden-layer feed-forward network based on the back propagation learning rule was used to simulate the output temperature of a solar collector. The number of neurons within the hidden layer varied from 1 to 20. The hyperbolic tan- sigmoid and pure-line were used as the transfer function in the hidden layer and output layer, respectively. Minimization of error was achieved using the Levenberg-Marquardt algorithm. To carry out the aforementioned steps, the dataset (105 observations) was split into training (70 observations), and test (35 observations) data. Training sets used to develop models included air velocity, solar radiation, time of the day, ambient moisture and temperature values as inputs with an associated temperature of the collector as outputs. The aim of every training algorithm is to reduce this global error by adjusting the weights and biases.

Results and Discussion

1- Assistant Professor, Department of Agricultural Machinery Mechanics, Azadshahr Branch, Islamic Azad University, Azadshahr, Iran

2- Assistant Professor, Department of Mechanics of Biosystems Engineering, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Ramin Agriculture and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Ahvaz, Khuzestan, Iran

3- Instructor, Department of FluidMechanics, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran

(*- Corresponding Author Email: f.nadi@iauaz.ac.ir)

Compare experimental results with ANN

The performance of the three-layer ANN for the prediction of output temperature of flat-plate solar collector by the Levenberg–Marquardt training algorithm was illustrated in Fig. 4. ANN predicted output temperatures with R^2 and RMSE of 0.92 and 1.23, respectively. Furthermore, the maximum error in prediction of output temperature of solar collector was 3.3 K. These results are in agreement with Tripathy and Kumar, (2009) those who have predicted the output temperatures of food product in the solar drier using ANN with and RMSE of 0.95 and 0.77, respectively.

Compare experimental results with CFD simulation

Fig. 6 shows that over the starting length of the absorber plate, there is a variation of the velocity profile which is caused by sharp geometry and it leads to some recirculation of the air in this part of absorber plate. After this part of boundary layers, flow is fully developed and velocity profile becomes smoother and constant.

Fig. 8 shows that the predicted temperature was within the experimentally measured temperature. The highest differences between simulated and experimental temperatures were around -2.4K to 4.6K for different time periods. The temperature differences of 4K were reported by Selmi *et al.* (2008). This disagreement is due possibly to the fact that there are unknown experimental inputs such as turbulence intensity, radiative heat loss from the absorber sheet to the surroundings, Leakage, and measurement tool errors which were not accounted in the model simulations. These losses by radiation are significant at high irradiation levels. This result agrees with studies done in Badache *et al.* (2012).

Thickness of absorber plate and radiation loss, in CFD model, does not take into consideration. For this reason maximum output temperature is seen in maximum radiation which is 12 p.m. While in real condition, it takes some time for absorber plate to get to its maximum temperature.

Moreover, the numerical temperature is smaller than the real temperature after 12 p.m. This may occur because of the thickness of metal which keeping the absorbed heat and losing it after awhile. Generally there is a time step hysteresis for the numerical temperature.

Conclusions

According to this study it can be concluded that the ANN operates better than CFD to predict the output temperature operation. However, ANN method does not give any information about the prediction of temperature distribution and velocity profiles in the solar collector. Although prediction accuracy of the CFD method is less than ANN method, but the provided information on the velocity and temperature profile of the solar collector is still valuable.

Keywords: Artificial neural network, Computational fluid dynamics, Output temperature, Solar flat plate collector