



چهارمین کنفرانس هشعل و کوره های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

مدلسازی رفتار مبدل های حرارتی مججهز به نوار پیچیده سوراخ دار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

شیوا لشگری^۱، سید رضا شعبانیان^۲

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی شیمی دانشگاه آزاد علوم و تحقیقات قزوین

۲. استادیار دانشکده مهندسی شیمی دانشگاه صنعتی بابل

چکیده

طراحی مبدل حرارتی بهنمه یکی از مباحث روز انتقال حرارت به شمار می رود؛ از اینرو ارائه یک مدل برای شبیه سازی رفتار آن، بسیار مهم و چالش برانگیز است. یکی از جدیدترین و پرکاربردترین انواع نوار پیچیده در مبدل حرارتی، نوار پیچیده سوراخ دار می باشد که برای افزایش انتقال حرارت و جلوگیری از کاهش افت فشار در مبدل استفاده می شود. در این مقاله یک مدل جدید برای مبدل حرارتی مججهز به نوار پیچیده سوراخ دار ارائه می گردد. نوآوری مقاله در استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان ابزار مدلسازی با دقت بالا می باشد. به این منظور پارامترهای مهم در طراحی نوار پیچیده سوراخ دار از جمله طول گام، قطر سوراخ، فاصله سوراخ ها و همچنین عرض نوار و همچنین عدد رینولدز به عنوان متغیرهای ورودی شبکه عصبی و ضریب اصطکاک، عملکرد حرارتی و عدد ناسلت به عنوان خروجی در نظر گرفته شده است. بهترین تنظیمات شبکه عصبی برای تعداد لایه های میانی، تعداد نورون ها، تابع انتقال و قانون یادگیری در این مدل سازی گزارش شده اندبرای ارزیابی مدل با استفاده از معیارهای میانگین مجدد خطأ و میانگین قدر مطلق خطأ و همچنین ضریب تشخیص (R^2) به عنوان معیار دقت، استفاده شده اند. در آزمایشات مشاهده شد که شبکه عصبی با دقت بالایی توانسته رفتار مبدل حرارتی را مدل نماید.

کلمات کلیدی: مبدل حرارتی، نوار پیچیده سوراخ دار، شبکه عصبی مصنوعی چند لایه



چهارمین کنفرانس مشعل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

۱- مقدمه

صرف زیاد انرژی در کشور (بالاتر از استانداردهای جهانی) یکی از دغدغه‌های اصلی محققان و دانشمندان در سالهای اخیر بوده است. با توجه به اینکه در فرآیندهای شیمیایی، مهمترین بخشی که مستقیماً با صرف انرژی ارتباط می‌یابد، مبدل‌های حرارتی می‌باشند. مبدل حرارتی دستگاهی است که انرژی حرارتی را از سیالی به سیال دیگر منتقل می‌کند. از جمله کاربردهای مبدل حرارتی می‌توان به استفاده از آن در پالایشگاه، نیروگاه، موتورخانه ساختمان، شو法ژ، یخچال، سیستم‌های تهویه مطبوع، رادیاتور ماشین و غیره اشاره کرد.

همواره تلاش شده است تا مبدل‌های طراحی گردند که ضمن داشتن حداکثر بازدهی، در کارکردهای بلندمدت، کمترین مشکلات عملیاتی را داشته باشند. یکی از روش‌های کاربردی و موثر در بهبود انتقال حرارت و کاهش جرم گرفتگی، استفاده از وسایل مغذوش کننده(Tabulators) است^[1]. نوار‌های پیچیده کلاسیک یکی از پر کاربرد ترین وسایل مغذوش کننده می‌باشند. یکی از معایب این نوار‌های پیچیده کلاسیک افت فشار زیاد این ابزار می‌باشد. به همین منظور نوع نوار پیچیده سوراخدار به عنوان نوع جدیدی از این نوارهای طراحی شد تا ضمن افزایش انتقال حرارت به حد مطلوب، اتلاف انرژی ناشی از افت فشار را کاهش دهد

.[2]

مدلسازی رفتار مبدل حرارتی موجب طراحی بهتر این سیستم و همچنین کاهش هزینه پیاده سازی آن می‌گردد [3]; لذا در این مقاله مدلسازی رفتار مبدل حرارتی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک ابزار مدلسازی با دقت زیاد ارائه می‌گردد [4-6]. در زمینه مدلسازی شبکه عصبی مصنوعی نوارهای پیچیده سوراخدار، تا کنون تحقیقی انجام نشده است. در این مقاله، با ارائه مدلی بر پایه شبکه عصبی مصنوعی، به پیش‌بینی دقیقی از ضرایب انتقال حرارت (عدد ناسلت)، ضریب اصطکاک و ضریب عملکرد گرمایی-هیدرولیکی بر حسب پارامترهای تاثیرگذار ورودی پرداخته می‌شود.

۲- مرور کارهای پیشین

تکنیک‌ها یا وسایل بهبود انتقال حرارت باعث توزیع کردن جریان سیال موجود، شکستن یا نازک کردن لایه مرزی با آشفته تر کردن جریان و زیاد کردن سرعت سیال می‌شوند که در این زمینه فعالیتهای محدودی توسط دانشمندان صورت گرفته است^[7-13]. Nasr و G.T. Polley در سال ۲۰۰۲ در تحقیقی روشن ریاضی ساده‌ای برای انتخاب وسایل بهبود انتقال حرارت ارایه کرده‌اند. در این تحقیق، الگوریتمی برای مقایسه بین مبدل‌هایی که با Tube Insert تجهیز می‌شوند و آنهایی که با لوله‌های معمولی کار می‌کنند، بر اساس سطح کاسته شده در اثر اضافه شدن Tube Insert ارایه شده است^[14]. Promvonge و Eiamsa-ard در سال ۲۰۰۵ به بررسی آزمایشگاهی تأثیر وسایل بهبود انتقال حرارت از نوع نوار پیچیده بر روی افزایش ضریب انتقال حرارت در لوله‌ها پرداخته‌اند^[15]. Sarma در سال ۲۰۰۵ یک سری معادله برای پیش‌بینی مقادیر



چهارمین کنفرانس مشعل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

مربوط به ضریب اصطکاک و ضریب انتقال حرارت در لوله‌هایی که با نوار پیچیده تجهیز شده‌اند، برای محدوده وسیعی از اعداد رینولدز و پرانتل ارایه کرده است [16]. توافق خوبی بین داده‌های آزمایشگاهی و معادلات ارایه شده مشاهده می‌شود. مشاهدات نشان دهنده این مطلب است که وجود نوار پیچیده در لوله باعث ایجاد یک حالت پیوسته و یکنواخت بین جریانهای آرام و آشفته می‌شود. این پدیده اجازه می‌دهد که برای محدوده اعداد رینولدز بین ۲۰۰ تا ۱۰۰۰۰ یک معادله واحد ارایه شود. P.Promvonge و S.Eiamsa-ard در سال ۲۰۰۷ افزایش انتقال حرارت را با جایگذاری ترکیبی قطعه‌های نازل مخروطی شکل و نوار پیچیده درون لوله‌ها بررسی کردند. افزایش انتقال حرارت به صورات آزمایشگاهی در شرایط شار حرارتی یکنواخت بر روی لوله حاوی قطعات بررسی شد. نازل مخروطی شکل با سه نسبت ۵ام ۴ و ۷ در لوله قرار می‌گیرد. نتایج نشان می‌دهند که نازل مخروطی و نوار پیچیده به طور قابل توجهی نرخ انتقال حرارت را افزایش می‌دهند و میزان این افزایش نسبت به لوله خالی به ترتیب برابر ۲۷۸٪ و ۲۰۶٪ و برای استفاده از ترکیب این دو برابر ۳۱۶٪ می‌باشد [17].

C.K.Tan در سال ۲۰۰۹ مدلی برای عملکرد مبدل حرارتی فشرده ارائه کرده است. این مدل براساس شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. در نتایج مقاله مشاهده شده است که شبکه عصبی مصنوعی توانسته با دقت بسیار خوبی به پیش‌بینی سرعت انتقال حرارت در این نوع مبدل حرارتی ارائه کند. نتایج با روش رگرسیون غیر خطی مقایسه شده و مشاهده شده است که شبکه عصبی مدل بهتری بوده و میانگین مجدور خطابهای خروجی شبکه عصبی به ۰,۰۳ و برای رگرسیون غیر خطی به ۰,۰۷ رسیده است [3].

Jian Zhang و Fariborz Haghighe در سال ۲۰۱۰ با استفاده از شبکه عصبی چند لایه مدلی برای مبدل حرارتی زمین به هوا ارائه کرده‌اند. این نوع مبدل حرارتی وظیفه انتقال حرارت از زیر ساختمان‌ها به هوا و سیستم گرمایش و سرمایش ساختمان‌ها را به عهده دارند. خروجی ای که در این مدل به آن پرداخته شده است ناسلت نامبر است و از شبکه سه لایه با ۴۰ نود میانی برای مدلسازی استفاده شده است [4]. Arturo Pacheco-Vega در سال ۲۰۰۰ مدلی بر پایه شبکه عصبی مصنوعی برای مبدل حرارتی با داده‌های محدود ارائه کرده است. سرعت انتقال حرارت را به عنوان خروجی پیش‌بینی کرده است. از شبکه سه لایه با ۱۸ نورون در لایه میانی استفاده کرده است. چون داده‌ها محدود است از یک مجموعه داده به نام داده‌های اعتبارسنجی علاوه بر داده‌های آموزش برای یادگیری بهتر استفاده کرده است تا بتواند پارامترهای شبکه عصبی را به خوبی تنظیم کند و همچنین از بیش برآش داده‌های آموزشی جلوگیری نماید [5].

Reza Beigzadeh و Masoud Rahimi در سال ۲۰۱۲ ضریب اصطکاک و سرعت انتقال گرما در مبدل حرارتی مجهز به لوله پیچیده حلقوی را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل کرده‌اند. شبکه عصبی سه لایه بوده و تعداد نورون‌های مختلف را تست کرده و با ۱۱ نورون به بهترین دقت با میانگین مجدور خطای ۱۱,۵۸ برای ناسلت نامبر و با ۱۲ نورون به خطای ۷-۱۰ * ۴,۳۶ برای تخمین ضریب اصطکاک رسیده است [6].



چهارمین کنفرانس هشتل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

۳- مدل پیشنهادی

از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه برای مدل سازی رفتار مبدل حرارتی مجهز به نوار پیچیده سوراخ دار، استفاده شده است. از اینرو به توضیح مختصر در رابطه با شبکه عصبی چند لایه پرسپترون می پردازیم. هدف از طراحی عصبهای مصنوعی تقلید از خصوصیتهای عصبهای زنده است. هر عصب یک دسته ورودی و یک یا بیشتر خروجی دارد که یک وزن به هر یک از ورودیها اختصاص داده می شود. این وزن قابل قیاس با قدرت سیناپسی عصب زنده است. در مدل محاسباتی یک پرسپترون تمام ورودیها در وزنهایشان ضرب می شوند و سپس با هم جمع می گردند تا سطح فعال شدن عصب را مشخص کنند. زمانی که سطح فعال شدن مشخص شد، یکتابع انتقال برای تولید سیگنال خروجی اعمال می شود. شکل (۱) یک عصب مصنوعی که n ورودی به نامهای (x_1, \dots, x_n) و یک خروجی با نام y دارد را نشان می دهد.

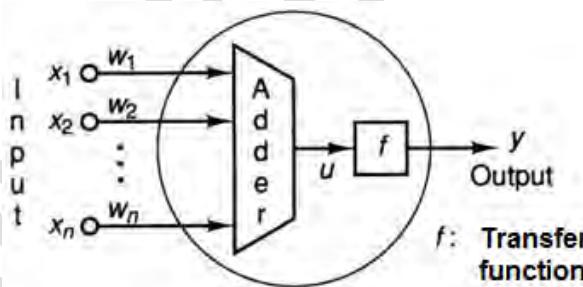
خروجی لادر تابع انتقال به صورت زیر تولید می شود:

$$y = f(u), \quad (1)$$

که مقدار u از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$u = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (2)$$

که در اینجا f تابع انتقال می باشد.



شکل (۱): ساختار یک پرسپترون

در این مقاله از دو تابع انتقال خطی و تانژانت سیگموئید استفاده شده است. به علت خاصیت مشتق پذیری تابع تانژانت سیگموئید، از آن در اغلب مدل‌های شبکه عصبی استفاده می شود. رابطه ورودی و خروجی آن در شکل (۲) نشان داده شده است. تابع تانژانت سیگموئید از رابطه (۳) بدست می آید.

$$y = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \quad (3)$$

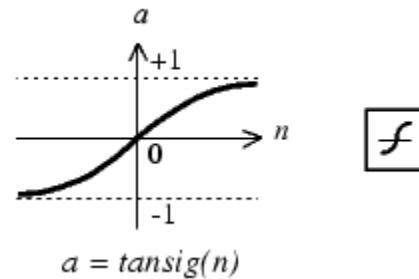


چهارمین کنفرانس هشتل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

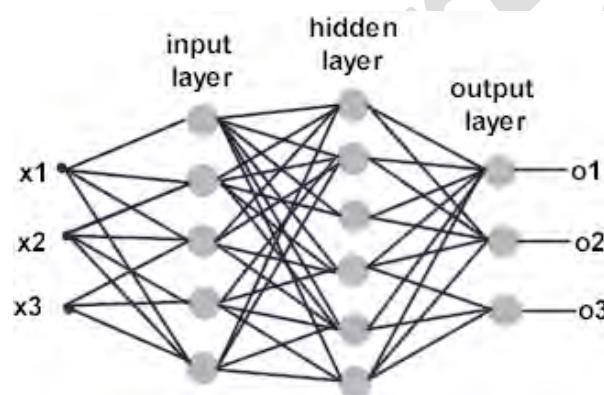
www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶



شکل(۳): تابع تائزانت سیگموئید به عنوان تابع انتقال

شبکه عصبی چند لایه پرسپترون از چند واحد محاسباتی پرسپترون در لایه های ورودی میانی و خروجی تشکیل شده است (شکل ۴). این نوع شبکه قابلیت تخمین توابع پیچیده را با دقت بالا دارد.



شکل(۴): مدل شبکه عصبی چند لایه پرسپترون

در این مقاله از شبکه عصبی با تعداد لایه های میانی متفاوت به مدل سازی پرداخته شده است. پارامترهای مهم در طراحی نوار پیچیده سوراخ دار طول گام (y), فاصله سوراخ ها (s), قطر سوراخ (d), فاصله سوراخ از کناره نوار (g), همچنین عرض نوار (w) می باشد (شکل ۵). که پارامتر های s , d , y و همچنین رینولدز به عنوان ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته شده است. ضریب اصطکاک، عملکرد حرارتی و عدد ناسلت هر سه به صورت همزمان به عنوان خروجی های شبکه عصبی در نظر گرفته شده اند.

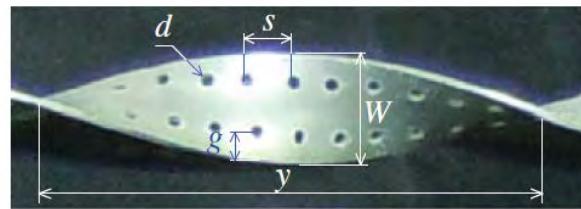


چهارمین کنفرانس هشعل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶



شکل(۵): پارامترهای مهم در نوار پیچیده سوراخ دار

۴- نتایج پیاده سازی

در این پژوهه از نتایج بدست آمده از آزمایش های تجربی مقالات مرتبط با مدل حرارتی مجهز به نوار پیچیده حفره دار استفاده شده است [2]. در این آزمایش ها رفتار و عملکرد مدل حرارتی با انواع نوار پیچیده حفره دار با تنظیمات متنوع بررسی و گزارش شده اند. ابتدا از جداول و نمودار های آزمایشات، داده ها را استخراج میکنیم. سپس آنها را در فایل Excell دسته بندی نموده و در نرم افزار Matlab به مدل سازی این داده ها می پردازیم. چند نمونه از این داده ها در جدول (۱) ارائه شده است. ارتباط میان پارامترهای ورودی و خروجی این سیستم انتقال حرارت را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل می نماییم. با استفاده از معیارهای میانگین مجدد خطاهای (رابطه ۴) و میانگین قدر مطلق خطاهای (رابطه ۵) و نمودار خروجی واقعی و خروجی شبیه سازی شده و همچنین ضریب تشخیص (R^2) (رابطه ۶) به عنوان معیار دقت به تجزیه و تحلیل و صحت داده های آموزشی و آزمایشی می پردازیم. در روابط (۶-۴) N تعداد داده ها، t خروجی واقعی و y خروجی شبکه عصبی می باشد.

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{|t_i - y_i|}{t_i} \right) \quad (4)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2 \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (t_i)^2} \quad (6)$$

جدول (۱): چند داده نمونه از نتایج تجربی مرجع [2] که به عنوان مجموعه داده ها در این مقاله استفاده شده است.

d/w	s/w	عدد رینولدز	y/w	عدد ناسلت	ضریب اصطکاک	عملکرد حرارتی
-----	-----	-------------	-----	-----------	-------------	---------------



چهارمین کنفرانس مشعل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

0.11	0.4	5.33E+03	3	8.11E+01	2.03E-01	1.07E+00
0.11	0.4	6.60E+03	3	9.54E+01	1.94E-01	1.05E+00
0.11	0.4	7.87E+03	3	1.09E+02	1.88E-01	1.04E+00
0.11	0.4	9.14E+03	3	1.23E+02	1.82E-01	1.03E+00
0.11	0.4	1.04E+04	3	1.36E+02	1.76E-01	1.02E+00
0.11	0.4	1.16E+04	3	1.46E+02	1.71E-01	1.01E+00
0.11	0.4	1.29E+04	3	1.58E+02	1.66E-01	1.00E+00
0.11	0.4	1.41E+04	3	1.71E+02	1.64E-01	9.96E-01
0.11	0.4	1.54E+04	3	1.84E+02	1.58E-01	9.94E-01

در جدول (۲) نتایج پیاده سازی شش الگوریتم یادگیری مختلف شبکه عصبی ارائه شده است. توابع انتقال لایه های میانی و خروجی pureline و همچنین تعداد لایه مخفی برابر با دو و تعداد نورون لایه اول و دوم برابر شش در نظر گرفته شده اند چون بهترین پاسخ ها را ارائه می کردند. مشاهده می شود که روش trainlm بهترین پاسخ ها را در اکثر موارد ارائه کرده است.

در شکل های (۶-۸) نتایج شبکه عصبی با یک لایه میانی ارائه شده است. معیار ارزیابی، میانگین مجدول خطای نظر گرفته شده است که برای تمایز بیشتر داده ها از آن لگاریتم گرفته ایم. در این آزمایش تعداد نورون های مختلف را مورد بررسی قرار داده ایم. مشاهده می شود که هر چه تعداد نورون ها بیشتر شود تا یک حد خاصی خطای داده های آموزشی و آزمایشی کاهش می یابند و از یک تعداد خاص به بعد خطای تست افزایش پیدا می کند، لذا در این موارد بیش برازش داده ها رخ داده و شبکه عصبی با این تعداد نورون فقط روی داده های آموزشی پاسخ مناسب ارائه می دهد و برای داده های تست پاسخ مناسبی ندارد.



چهارمین کنفرانس مشعل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

جدول (۲): نتایج استفاده از الگوریتم های یادگیری مختلف شبکه عصبی

تعداد لایه میانی	لایه اول	لایه دوم	تایع انتقال لایه میانی	تایع انتقال خروجی	قانون یادگیری
2	2	2	2	2	تعداد لایه میانی
6	6	6	6	6	لایه اول
6	6	6	6	6	لایه دوم
tansig	tansig	tansig	tansig	tansig	تایع انتقال لایه میانی
pureline	pureline	pureline	pureline	pureline	تایع انتقال خروجی
Trainda	Traingdm	Trainibr	Trainb	Traincgb	Trainlm
1.66E-05	0.000154	4.02E-07	0.000173	8.90E-07	4.39E-07
1.65E-05	0.000245	2.25E-06	0.000247	2.01E-06	2.13E-06
2.11E-05	0.000196	2.24E-07	0.000204	5.42E-07	1.25E-07
3.20E-05	0.000378	4.80E-07	0.000303	2.02E-06	2.59E-07
21.01664	319.1749	0.492936	783.4628	0.828937	0.584484
22.47436	489.188	0.59932	620.2774	2.77978	0.986208
0.0032224	0.009648	0.000512	0.010416	0.000734	0.000508
0.003217	0.014294	0.001101	0.014345	0.000936	0.001226
0.0036338	0.011746	0.000373	0.011594	0.000596	0.00028
0.004074	0.014604	0.000534	0.013098	0.001148	0.000422
3.540344	14.84776	0.551023	23.47792	0.752237	0.603764
4.178357	18.97447	0.609599	20.7923	1.318134	0.759288
0.985245	0.828342	0.999605	0.839052	0.999114	0.999516
0.976517	0.756461	0.998199	0.878181	0.998246	0.99915
0.987638	0.87579	0.999866	0.853034	0.999692	0.999928
0.981687	0.761415	0.999755	0.878258	0.998851	0.999845
0.99155	0.851135	0.999817	0.603435	0.999651	0.999763
0.990373	0.827705	0.999649	0.710258	0.999017	0.999617

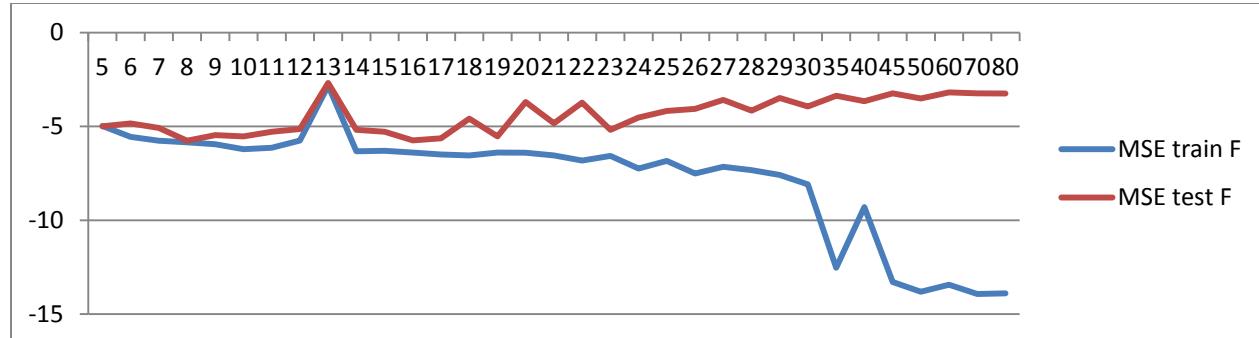


چهارمین کنفرانس هشعل و کوره‌های صنعتی

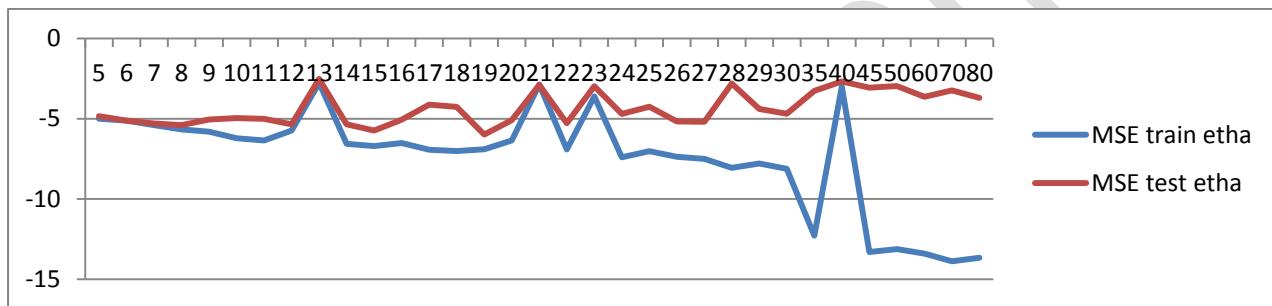
تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

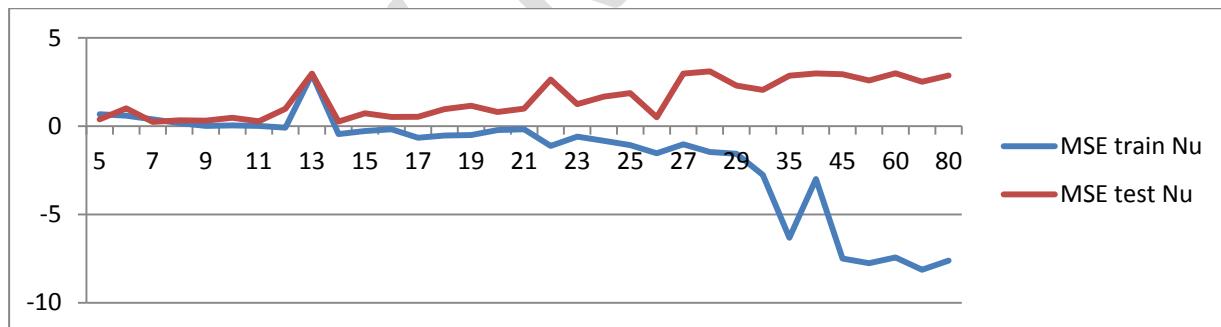
تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶



شکل (۶): نمودار لگاریتم میانگین مجدد خطای عملکرد حرارتی بر اساس تعداد نوروونها در شبکه عصبی با یک لایه میانی



شکل (۷): نمودار لگاریتم میانگین مجدد خطای ضرب اصطکاک بر اساس تعداد نوروونها در شبکه عصبی با یک لایه میانی



شکل (۸): نمودار لگاریتم میانگین مجدد خطای عدد ناسلت بر اساس تعداد نوروونها در شبکه عصبی با یک لایه میانی

در شکل (۹) نتایج خروجی شبکه عصبی بر اساس خروجی واقعی برای سه خروجی و در دو فاز آموزش و آزمایش نمایش داده شده است. توابع انتقال لایه های میانی و خروجی $tansig$ و $pureline$ همچنین تعداد لایه مخفی برابر با دو و تعداد نوروون لایه اول و



چهارمین کنفرانس مشعل و کوره‌های صنعتی

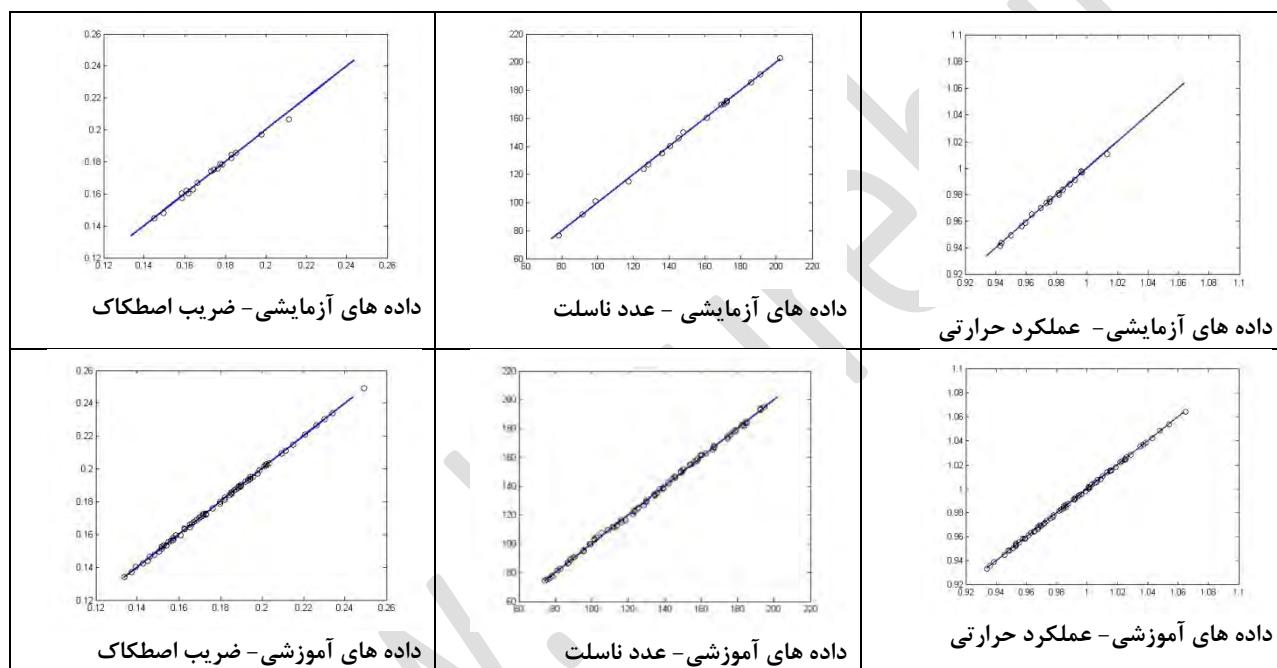
تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

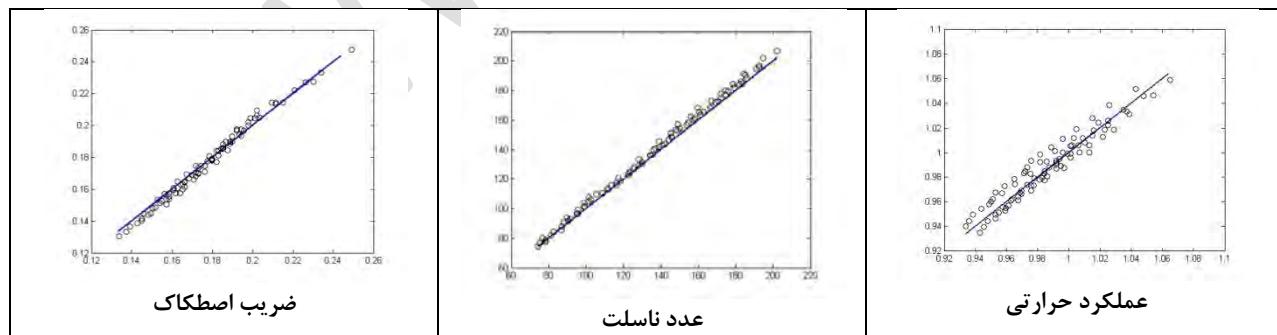
تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

دوم برابر شش در نظر گرفته شده اند چون بهترین پاسخ‌ها را ارائه می‌کردند. همانگونه که مشاهده می‌شود داده‌های تخمين زده شده توسط شبکه عصبی به داده‌های واقعی نزدیکند و این نشان دهنده دقیق بالای مدل ارائه شده است.

برای مقایسه نتایج شبکه عصبی با نتایج روش مرجع [2]، با استفاده از روابط ارائه شده در [2] به روی همین داده‌ها پیاده‌سازی انجام داده شد و نتایج آن در شکل (۱۰) و جدول (۳) قابل مشاهده است. همانگونه که مشاهده می‌شود نتایج روابط پیش‌بینی [2] از دقت کمی برخوردارند.



شکل (۹): نمودارهای مقدار پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی بر اساس مقدار واقعی



شکل (۱۰): نمودارهای مقدار پیش‌بینی شده توسط روابط مرجع [2] بر اساس مقدار واقعی

جدول (۳): خطای دقت روابط ارائه شده برای پیش‌بینی ضریب اصطکاک، عدد ناسلت و عملکرد حرارتی از [2]



چهارمین کنفرانس مشعل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

حرارتی MSE	حرارتی MAE	R2 ناسلت	ضریب MSE اصطکاک	ضریب MSE اصطکاک	ضریب MSE اصطکاک	ضریب R2 اصطکاک	MSE حداکثری	MAE حداکثری	حرارتی عمدکرد	حرارتی R2 عمدکرد
11.919	2.8742	0.9989	9.27E-06	0.0025	0.9948	6.14E-05	0.0063	0.9645		

۵- نتیجه گیری

در این مقاله یک مدل برای پیش بینی رفتار مبدل حرارتی ارائه شده است. این مدل بر اساس شبکه عصبی چند لایه می باشد. مبدل حرارتی که مورد بررسی قرار گرفته از نوع مبدل حرارتی با نوار پیچیده سوراخ دار است. پارامتر های مهم در طراحی این نوع نوار، طول گام (y)، فاصله سوراخ ها (s)، قطر سوراخ (d)، همچنین عرض نوار (w) می باشد که به همراه عدد رینولدز به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی در نظر گرفته شده اند. ضریب اصطکاک، عملکرد حرارتی و عدد ناسلت هر سه به صورت همزمان به عنوان خروجی مدل ارائه شده اند. در نتایج پیاده سازی مشاهده شد که الگوریتم یادگیری Trainlm نسبت به سایر الگوریتم های یادگیری در شبکه عصبی به خطای کمتری رسیده است. شبکه عصبی یک لایه با تعداد یازده نورون به بهترین پاسخ هم برای داده های آموزشی و هم داده های آزمایشی رسیده است و اگر تعداد نورون ها را بیشتر در نظر بگیریم خطای آزمایشی بیشتر می شود و بیش برآش رخ می دهد. همچنین در مقایسه شبکه عصبی با یکی از روش های پیشین، مشاهده شد که شبکه عصبی توانسته نسبت به روش پیشین به دقت بالاتری دست پیدا کند، چون قابلیت تخمین توابع پیچیده را دارد می باشد.

مراجع

- [1] S.R. Shabanian, M. Rahimi, M. Shahhosseini, A.A. Alsairafi, CFD and experimental studies on heat transfer enhancement in an air cooler equipped with different tube inserts, International Communications in Heat and Mass Transfer 38 (2011) 383–390.
- [2] Chinaruk Thianpong, Petpices Eiamsa-ard, Smith Eiamsa-ard, Heat transfer and thermal performance characteristics of heat exchanger tube fitted with perforated twisted-tapes, Heat Mass Transfer (2012) 48:881–892.
- [3] C.K. Tan, J. Ward, S.J. Wilcox, R. Payne, Artificial neural network modelling of the thermal performance of a compact heat exchanger, Applied Thermal Engineering 29 (2009) 3609–3617.
- [4] Jian Zhang, Fariborz Haghight, Development of Artificial Neural Network based heat convection algorithm for thermal simulation of large rectangular cross-sectional area Earth-to-Air Heat Exchangers, Energy and Buildings 42 (2010) 435–440.
- [5] Arturo Pacheco-Vega, Mihir Sen, K.T. Yang, Rodney L. McClain, Neural network analysis of @n-tube refrigerating heat exchanger with limited experimental data, International Journal of Heat and Mass Transfer 44 (2001) 763-770.
- [6] Reza Beigzadeh, Masoud Rahimi, Prediction of heat transfer and flow characteristics in helically coiled tubes using artificial neural networks, International Communications in Heat and Mass Transfer 39 (2012) 1279–1285.
- [7] Dong H. Lee, Jin M. Jung, Jong H. Ha, Young I. Cho, Improvement of heat transfer with perforated circular holes in finned tubes of air-cooled heat exchanger, International Communications in Heat and Mass Transfer 39 (2012) 161–166.
- [8] Bayram Sahin, Alparslan Demir, Performance analysis of a heat exchanger having perforated square fins, Applied Thermal Engineering 28 (2008) 621–632.



چهارمین کنفرانس مشعل و کوره‌های صنعتی

تهران، ۲۹ خرداد ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا

www.Koureh.ir

تلفن تهران: ۸۸۶۷۱۶۷۶

- [9] Reza Beigzadeh, Masoud Rahimi, Mehdi Parvizi2, and Smith Eiamsa-ard, Application Of Ann And Ga For The Prediction And Optimization Of Thermal And Flow Characteristics In A Rectangular Channel Fitted With Twisted Tape Vortex Generators, Numerical Heat Transfer, Part A, 65(2014) 186–199.
- [10] Reza Beigzadeh, Masoud Rahimi, Prediction of thermal and fluid flow characteristics in helically coiled tubes using ANFIS and GA based correlations, International Communications in Heat and Mass Transfer 39 (2012) 1647–1653.
- [11] Alimohammad Karami , Ehsan Rezaei , Masoud Rahimi, Sajjad Khani, Modeling Of Heat Transfer In An Air Cooler Equipped With Classic Twisted Tape Inserts Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, Chem. Eng. Comm., 200 (2013) :532–542.
- [12] K. Nanan , C. Thianpong , P. Promvonge , S. Eiamsa-ard, Investigation of heat transfer enhancement by perforated helical twisted-tapes, International Communications in Heat and Mass Transfer 52 (2014) 106–112.
- [13] S. Eiamsa-arda, K. Yongsirib, K. Nanana, C. Thianpong, Heat transfer augmentation by helically twisted tapes as swirl and turbulence promoters, Chemical Engineering and Processing 60 (2012) 42– 48.
- [14] M.R. Jafari Nasr, A. T. Zoghi, H. R. Khakadaman, Performance Evaluation of Heat Transfer Enhancement in Heat Exchanger Design, Tahghigh, No 43, (2002).
- [15] Eiamsa-ard, Smith, and Pongjet Promvonge. Enhancement of heat transfer in a tube with regularly-spaced helical tape swirl generators. Solar Energy 78.4 (2005): 483-494.
- [16] Sarma, P.K., P.S. Kishore, V.D. Rao, T. Subrahmanyam,. A combined approach to predict friction coefficients and convective heat transfer characteristics in A tube with twisted tape inserts for a wide range of Re and Pr. International Journal of Thermal Sciences, 44(2005) 393-398.
- [17] Eiamsa-Ard, Smith, and Pongjet Promvonge. "Heat transfer characteristics in a tube fitted with helical screw-tape with/without core-rod inserts." International Communications in Heat and Mass Transfer 34.2 (2007): 176-185.