



بهینه‌سازی چند هدفی عملکرد گرمایی لوله حرارتی هنگام استفاده از نانوسیال اکسید آلومینیوم

محمدحسن شجاعی فرد^۱، ابوالفضل خلخالی^۲، جواد زارع^۳، مجتبی طحانی^{۴*}

۱- استاد مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

۲- استادیار مهندسی خودرو، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

۳- دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

۴- استادیار مهندسی مکانیک، دانشکده علوم و فنون نوین دانشگاه تهران، تهران

* تهران، صندوق پستی ۱۴۳۹۵۱۳۷۴، m.tahani@ut.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: ۰۲ اسفند ۱۳۹۱

پذیرش: ۱۴ اردیبهشت ۱۳۹۲

ارائه در سایت: ۲۰ فروردین ۱۳۹۳

کلید واژگان:

لوله حرارتی

نانوسیال

بهینه‌سازی چند هدفی

لوله حرارتی از ابزارهای مؤثر در انتقال حرارت می‌باشد. استفاده از نانوسیالات، می‌تواند به طور چشمگیری سبب بهبود عملکرد گرمایی لوله حرارتی شود. اما میزان بهبود عملکرد، به پارامترهای نانوذرات معلق در نانوسیال وابسته است. در این مقاله با در نظر گرفتن کسر حجمی و قطر ذرات معلق در نانوسیال، به عنوان پارامترهای طراحی و اختلاف دمای دیواره اواپراتور با کندانسور و افت فشار مایع به عنوان توابع هدف، به تعیین مقادیر بهینه، جهت دستیابی به ماکزیمم عملکرد لوله حرارتی پرداخته شده است. لوله حرارتی استوانه‌ای به کار گرفته شده، حاوی سیال عامل نانوسیال اکسید آلومینیوم (Al_2O_3) می‌باشد. عملکرد لوله حرارتی هنگام استفاده از نانوسیال به روش CFD مدل شده و سپس نرم‌افزار GEVO M برای مدل‌سازی داده‌ها و استخراج رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. در ادامه با استفاده از الگوریتم اصلاح شده NSGAI I، نمودار پارتو ترسیم شده و مقادیر نقاط بهینه پیشنهادی برای متغیرهای طراحی با استفاده از روش نگاشت بدست آمده است. نقاط طراحی پیشنهادی حاوی نکات قابل توجهی هستند که بدون استفاده از بهینه‌سازی چند هدفی قابل محاسبه نمی‌باشند.

Multi objective optimization of heat pipe thermal performance while using aluminium oxide nanofluid

Mohammad Hasan Shojaeefard¹, Abolfazl Khalkhali², Javad Zare¹, Mojtaba Tahani^{3*}

1,2,3- Department of Mechanical Engineering, Iran University of science & technology, Tehran, Iran.

2- Department of Aerospace Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.

3- Faculty of New Sciences and Technologies, University of Tehran, Tehran, Iran.

* P.O.B. 143951374, Tehran, Iran, m. tahani@ut.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 20 February 2013
Accepted 04 May 2013
Available Online 09 April 2014

Keywords:
Heat pipe
Nanofluid
Multi Objective Optimization

ABSTRACT

Heat pipe is an effective device for heat transferring. Using nanofluid as working fluid can significantly increase heat pipe thermal performance. But rate of the performance improvement, is dependent on parameters of the suspended nanoparticles in nanofluid. In this article, by considering nanoparticle volume fractions and diameters as design variables and the difference between the wall temperature of evaporator and condenser and liquid pressure drop as objective functions, the heat pipe performance has optimized. The used heat pipe is a cylindrical heat pipe with aluminum oxide nanofluid as working fluid. Heat pipe thermal performance while using nanofluid has modeled by CFD method and then GEVO M software has used to relate between design variables and objective functions. Using the modified NSGAI I approach, pareto front has plotted and the values of recommended optimum points has obtained by mapping method. Recommended design points unveil interesting and important optimal design principles that would not have been obtained without the use of a multi-objective optimization approach.

۱- مقدمه

از پراکنده سازی ذرات با مقیاس نانو در سیال عامل پایه بدست می‌آیند [۳]. وجود این ذرات باعث تغییر خواص ترموفیزیکی سیال پایه و متعاقب آن تغییر رفتار گرمایی و فیزیکی آن خواهد شد. همچنین به دلیل خواص مفید نانوسیالات، کاربرد آن در سیستم‌های مختلف انتقال حرارت از جمله لوله‌های حرارتی به صورت آزمایشگاهی مورد بررسی قرار گرفته است [۴-۷]. شفاهی و همکاران [۸] به صورت تحلیلی اثرات استفاده از نانوسیال در لوله حرارتی و همچنین تغییر نوع ذرات و پارامترهایی چون کسر حجمی، زاویه قرارگیری

لوله‌های حرارتی به طور گسترده‌ای در کاربردهای مرتبط با انتقال حرارت مانند خنک‌سازی تجهیزات الکترونیکی و کاربردهای فضایی مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۱،۲]. در مقایسه با وسایل انتقال حرارت مرسوم، لوله‌های حرارتی وسایل مؤثری برای انتقال حرارت در نرخ‌های بالا می‌باشند. از راه‌های بهبود عملکرد گرمایی لوله حرارتی، بهبود خواص سیال عامل مورد استفاده می‌باشد. در سال‌های اخیر دسته جدیدی از سیالات به نام نانوسیالات ارائه شده‌اند، که

Please cite this article using:

M.H. Shojaeefard, A. Khalkhali, J. Zare, M. Tahani, Multi objective optimization of heat pipe thermal performance while using aluminium oxide nanofluid, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 14, No. 1, pp. 158-167, 2014 (In Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

کار گرفته شده، از نوع لوله حرارتی استوانه‌ای با سیال عامل نانوسیال اکسید آلومینیوم (Al_2O_3) می‌باشد. عملکرد لوله حرارتی هنگام استفاده از نانوسیال به روش دینامیک سیالات محاسباتی مدل شده است و سپس نرم‌افزار جی‌وم^۲ برای مدل‌سازی داده‌ها و استخراج رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. در ادامه بهینه‌سازی چند هدفی برای کاهش اختلاف دمای دیواره اواپراتور با کندانسور و افت فشار مایع با استفاده از الگوریتم اصلاح شده NSGAI انجام شده است و نمودارهای بهینه‌سازی ترسیم و مقادیر نقاط بهینه پیشنهادی برای متغیرهای طراحی با استفاده از روش نزدیک‌ترین نقطه به نقطه ایده‌آل بدست آمده است.

۲- مدل‌سازی عددی

نمایی از لوله حرارتی استوانه‌ای به کار گرفته شده برای مدل‌سازی در شکل ۱ نمایش داده شده است. سیال عامل لوله حرارتی یک سیکل بسته را طی می‌کند. گرمای وارده در قسمت اواپراتور باعث تبخیر سیال عامل شده و بخار ایجاد شده در اثر اختلاف فشار ایجاد شده درون لوله، از قسمت اواپراتور به سمت کندانسور جریان یافته و در این قسمت سیال چگالیده شده و گرمای نهان تبخیر خود را پس می‌دهد، و گرما از طریق دیواره لوله گرمایی به محیط منتقل شده و مایع چگالیده شده از طریق ساختار فتیل^۳ به واسطه خاصیت موئینگی به قسمت اواپراتور بر می‌گردد.

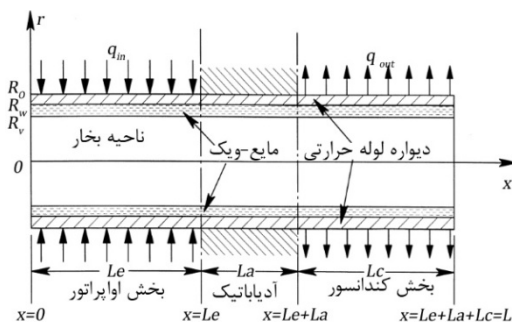
لوله حرارتی به کار گرفته شده از جنس مس می‌باشد، که از توری مسی دو لایه به عنوان ساختار فتیل استفاده می‌کند. تخلخل، نفوذپذیری و شعاع منفذ مؤثر ساختار فتیل مورد استفاده نیز به ترتیب 0.9 ، 10^{-9} m^2 و $1/5$ و $54 \mu\text{m}$ می‌باشد و در قسمت اواپراتور و کندانسور از فرض شار حرارتی یکنواخت استفاده شده است.

۲-۱- معادلات حاکم

معادلات حاکم برای مدل‌سازی جریان مایع در ناحیه فتیل (معادلات پیوستگی، مومنتم و معادله انرژی) مطابق روابط (۱-۴) می‌باشد [۲۵]. ابعاد فیزیکی لوله به کار گرفته شده در جدول ۱ ارائه شده است [۲۴].

جدول ۱ ابعاد فیزیکی قسمت‌های مختلف لوله حرارتی

بخش	ابعاد (mm)
طول قسمت اواپراتور	L_e
طول قسمت آدیاباتیک	L_a
طول قسمت کندانسور	L_c
شعاع محفظه بخار	R_v
شعاع داخلی دیواره	R_w
شعاع خارجی دیواره	R_o



شکل ۱ نمایی از لوله حرارتی به کار گرفته شده جهت مدل‌سازی

لوله حرارتی و قطر ذرات را مورد بررسی قرار داده‌اند. اما با وجود تحقیقات آزمایشگاهی متعدد در این زمینه، ضعف تحقیقاتی شدیدی در مورد مدل‌سازی و بهینه‌سازی عملکرد لوله حرارتی هنگام استفاده از نانوسیال وجود دارد و به جز محدود کارهای تحلیلی انجام شده کار دیگری مشاهده نمی‌شود. در طراحی لوله حرارتی میزان اختلاف دمای اواپراتور با کندانسور و همچنین میزان افت فشار مایع از پارامترهای مؤثر در عملکرد هستند که هنگام استفاده از نانوسیال وابسته به پارامترهای ذرات چون کسر حجمی و قطر می‌باشند و نتیجتاً تعیین مقادیر بهینه [۸] ضروری می‌باشد.

برای مدل کردن یک سیستم لازم است تا ارتباط ریاضی بین داده‌های خروجی- ورودی به طور دقیق و ساده فهمیده شود. استدلال فازی، شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک، توانایی زیادی در حل سیستم‌های غیر خطی بسیار پیچیده و مسایل کنترلی دارند [۹]. تلاش‌های زیادی در راستای بکارگیری روش‌های کنترلی در تشخیص سیستم صورت گرفته است [۱۰]. روش GMDH^۱ اولین بار توسط ایواخنکو [۱۱] برای مدل کردن سیستم‌های پیچیده‌ای که شامل یک سری داده‌ها با چندین ورودی و یک خروجی بودند مورد استفاده قرار گرفت. در حقیقت هدف اصلی شبکه‌های GMDH ساختن تابعی در یک شبکه براساس تابع انتقال درجه دوم می‌باشد. در تلاش‌های اخیر از الگوریتم ژنتیک برای یافتن مجموعه اتصالات بهینه برای شبکه عصبی GMDH استفاده می‌شود [۱۲].

در مسائل بهینه‌سازی چند هدفی مجموعه‌ای از بردارهای طراحی بهینه به عنوان جواب مسأله معرفی می‌گردند که پارتو خوانده می‌شوند [۱۳]. طراح با توجه به نیاز خود و درجه اهمیتی که برای توابع هدف در نظر می‌گیرد یکی از این بردارها را انتخاب می‌کند. الگوریتم ژنتیک از جمله الگوریتم‌های تکاملی است که در حل مسائل بهینه‌سازی کاربرد وسیعی پیدا کرده است. همچنین به دلیل عملکرد مطلوب در فضاهای جستجوی نامعین و استفاده مستقیم از مقادیر تابع و عدم نیاز به مشتق آن، رشد فزاینده‌ای در حل مسائل بهینه‌سازی داشته و در حل مسائل تک‌هدفی و چندهدفی کاربرد وسیعی پیدا کرده است [۱۴]. نیمان‌زاده و همکاران [۱۵] و خلخالی و همکاران [۱۶] از این الگوریتم در بهینه‌سازی پانل‌های ساندویچی سود جستند. همچنین از این الگوریتم جهت بهینه‌سازی چند هدفی پروانه پمپ روغن گریز از مرکز [۱۷] و بهینه‌سازی آستانه واژگونش تانکر خودروهایی حامل سوخت در پر شدگی‌های گوناگون [۱۸] استفاده شده است. الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفی NSGAI (که براساس الگوریتم ژنتیک پایه‌گذاری شده است) توسط دب برای حل مسائل چند هدفی در سالهای اخیر پیشنهاد شده است [۱۹]. به دلیل مشکلاتی که در زیربرنامه تنوع‌گرایی آن وجود دارد، الگوریتم مذکور در حل مسائل با بیش از دو تابع هدف با مشکل مواجه است [۲۰]. برای مرتفع کردن مشکلات ذکر شده فوق، ضمن برطرف نمودن مشکلات ساختاری الگوریتم NSGAI از زیربرنامه جایگزین ϵ -elimination برای اصلاح الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. از این الگوریتم اصلاح شده در مسائل بهینه‌سازی چند هدفی متعددی تاکنون استفاده شده است [۲۱-۲۳].

در این مقاله بر اساس مطالعات انجام شده توسط نویسندگان مقاله در منابع قابل دسترس برای اولین بار و با استفاده از نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی، مقادیر کسر حجمی و قطر ذرات به عنوان پارامترهای طراحی، جهت دستیابی به مقادیر بهینه اختلاف دمای دیواره اواپراتور و کندانسور و افت فشار مایع به عنوان توابع هدف، مد نظر قرار داده شده است. لوله حرارتی به

2- GEvoM
 3- wick

1- Group Modeling and Data Handling

رسانندگی گرمایی در نظر گرفته شده، مطابق رابطه (۱۱) استفاده شده است:

$$k_{nf} = \frac{k_{pe} + 2k_{bf} + 2(k_{pe} - k_{bf})(1 + \beta)^3 \phi}{k_{pe} + 2k_{bf} - (k_{pe} - k_{bf})(1 + \beta)^3 \phi} k_{bf} \quad (11)$$

که در آن رابطه (۱۲) برقرار است.

$$k_{pe} = \frac{[2(1 - \alpha) + (1 + \beta)^3(1 + 2\alpha)] \alpha}{-(1 - \alpha) + (1 + \beta)^3(1 + 2\alpha)} k_p$$

$$\alpha = k_{layer} / k_p$$

$$\beta = w / r_p \quad (12)$$

که در مدل ارائه شده w ، r_p و k_{layer} به ترتیب ضخامت نانولایه، شعاع ذره و هدایت گرمایی نانولایه می‌باشد. مدل فوق مزیت ایجاد ارتباط بین رسانندگی گرمایی نانوسیال و قطر نانوذرات را دارا می‌باشد و اثرات قطر بر رفتار گرمایی سیال را در نظر می‌گیرد. در تحقیق حاضر مقدار ۲ نانومتر برای ضخامت نانولایه مطابق با [۳۰] در نظر گرفته شده است.

چگالی، ضریب هدایت حرارتی و ظرفیت گرمایی ویژه نانوذرات اکسید آلومینیوم ثابت و به ترتیب ۳۸۸۰ kg/m^3 ، ۴۲ W/mK و ۷۲۹ J/kgK در نظر گرفته شده است.

۳-۲- شرایط مرزی

شرایط مرزی در قسمت‌های مختلف لوله حرارتی و مورد نیاز برای حل عددی، در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲ شرایط مرزی به کار گرفته شده در مدل‌سازی عددی		
بخش اواپراتور	بخش آدیباتیک	بخش کندانسور
$k_{solid} \frac{\partial T_{solid}}{\partial r} = 0$	$\frac{\partial T_{solid}}{\partial r} = 0$	$k_{solid} \frac{\partial T_{solid}}{\partial r} = \frac{Q_c}{A_c}$
دیواره خارجی لوله $r = R_o$	سطح مشترک جامد/مایع-فتیله $r = R_w$	سطح مرکزی لوله $r = 0$
$T_1 = T_{solid}$, $k_{eff} \frac{\partial T_1}{\partial r} = k_{solid} \frac{\partial T_{solid}}{\partial r}$ $v = u = 0$	سطح مشترک مایع-بخار $r = R_v$	دو انتهای لوله $x = 0, L$
$u = 0$, $v = \frac{\dot{m}}{\rho}$, $q = \dot{m} h_{fg}$		
$T_{int} = \frac{1}{\frac{1}{T_{v,sat}} - \frac{R}{h_{fg}} \ln \frac{p_v}{p_{v,sat}}}$		
$v = \frac{\partial u}{\partial r} = \frac{\partial T}{\partial r} = 0$		
$v = u = \frac{\partial T}{\partial x} = 0$		

گرمای نهان در درون فتیله در قسمت اواپراتور به صورت یک چاه حرارتی و در قسمت کندانسور به صورت یک چشمه حرارتی به معادله عادی انتقال حرارت در این ناحیه مطابق رابطه (۱۳) افزوده شده است.

$$S_e = - \frac{Q_e}{\pi \left((R_w)^2 - R_v^2 \right) L_e}$$

$$S_c = + \frac{Q_c}{\pi \left((R_w)^2 - R_v^2 \right) L_c} \quad (13)$$

معادلات بدست آمده توسط روش حجم محدود گسسته‌سازی شده‌اند. همچنین الگوریتم به کار رفته برای ارتباط بین سرعت و فشار الگوریتم سیمپل می‌باشد. و برای گسسته‌سازی معادلات مومنتم و انرژی نیز، از طرح

$$\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial r} + \frac{v}{r} = 0 \quad (1)$$

$$\frac{\rho}{\varepsilon^2} \left\{ u \frac{\partial u}{\partial x} + v \frac{\partial u}{\partial r} \right\} = - \frac{\partial p}{\partial x}$$

$$+ \frac{\mu}{\varepsilon} \left[\frac{4}{3} \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left\{ r \frac{\partial u}{\partial r} \right\} + \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left\{ r \frac{\partial v}{\partial r} \right\} \right]$$

$$- \frac{2}{3} \frac{\partial}{\partial x} \left[\frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} (rv) \right] - \left[\frac{\mu}{K} + \frac{c}{\sqrt{K}} |\rho \vec{V}| \right] u \quad (2)$$

$$\frac{\rho}{\varepsilon^2} \left\{ u \frac{\partial v}{\partial x} + v \frac{\partial v}{\partial r} \right\} = - \frac{\partial p}{\partial r}$$

$$+ \frac{\mu}{\varepsilon} \left[\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{4}{3r} \frac{\partial}{\partial r} \left\{ r \frac{\partial v}{\partial r} \right\} - \frac{4v}{3r^2} + \frac{1}{3} \frac{\partial^2 u}{\partial x \partial r} \right]$$

$$- \left[\frac{\mu}{K} + \frac{c}{\sqrt{K}} |\rho \vec{V}| \right] v \quad (3)$$

$$\rho c_p \left\{ u \frac{\partial T}{\partial x} + v \frac{\partial T}{\partial r} \right\} = \frac{k_{eff}}{r} \left[\frac{\partial}{\partial r} \left\{ r \frac{\partial T}{\partial r} \right\} + r \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} \right] + v \frac{\partial p}{\partial r} + u \frac{\partial p}{\partial x} + S \quad (4)$$

که $[c = 0.143 \varepsilon^{-3/2}]$ و S چشمه حرارتی است.

برای یک فتیله یکنواخت، ضریب نفوذپذیری و تخلخل در جهات محوری و شعاعی برابر است (رابطه ۵).

$$\varepsilon_r = \varepsilon_x = \varepsilon$$

$$K_r = K_x = K \quad (5)$$

محاسبه دما در قسمت فتیله- مایع وابسته به هدایت گرمایی مؤثر می‌باشد که مطابق رابطه (۶) بدست می‌آید [۲۶].

$$k_{eff} = \frac{k_{nf} [(k_{nf} + k_s) - (1 - \varepsilon)(k_{nf} - k_s)]}{[(k_{nf} + k_s) + (1 - \varepsilon)(k_{nf} - k_s)]} \quad (6)$$

که در آن k_s ضریب هدایت حرارتی فتیله و k_{nf} ضریب هدایت حرارتی نانو سیال است. معادلات حاکم برای جریان بخار نیز معادلات پیوستگی، مومنتم دو بعدی و انرژی می‌باشند که با قرار دادن $\varepsilon = 1$ ، $K = \infty$ ، $k_{eff} = k$ و $S = 0$ در معادلات فوق بدست خواهد آمد. در ناحیه دیواره لوله حرارتی، معادله انتقال هدایت حرارتی استفاده شده در مختصات استوانه‌ای به صورت رابطه (۷) می‌باشد.

$$k_{solid} \left[\frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left\{ r \frac{\partial T_{solid}}{\partial r} \right\} + \frac{\partial^2 T_{solid}}{\partial x^2} \right] = 0 \quad (7)$$

۲-۲- خواص نانو سیال

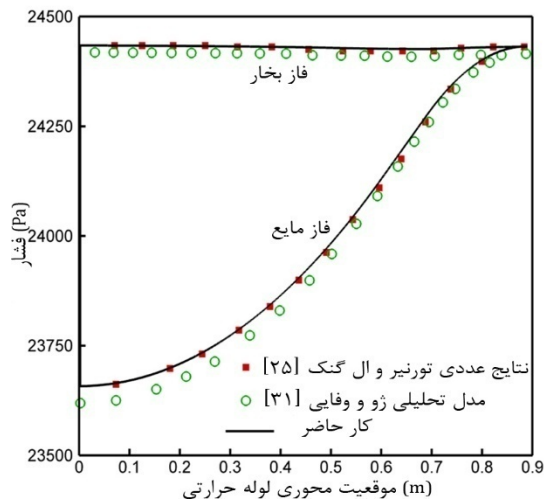
برای شبیه‌سازی نانوسیال از مدل تک فاز همگن استفاده شده است. روابط استفاده شده جهت محاسبه چگالی، ظرفیت گرمایی ویژه و لزجت، به ترتیب مطابق روابط (۸-۱۰) می‌باشد [۲۷-۲۹].

$$\rho_{nf} = (1 - \phi) \rho_{bf} + \phi \rho_p \quad (8)$$

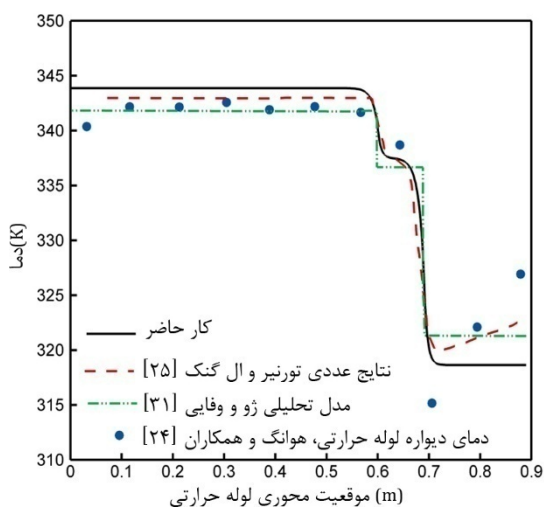
$$C_{p,nf} = \frac{(1 - \phi) \rho_{bf} C_{p,bf} + \phi \rho_p C_{p,p}}{(1 - \phi) \rho_{bf} + \phi \rho_p} \quad (9)$$

$$\mu_{nf} = \frac{\mu_{bf}}{(1 - \phi)^{2.5}} \quad (10)$$

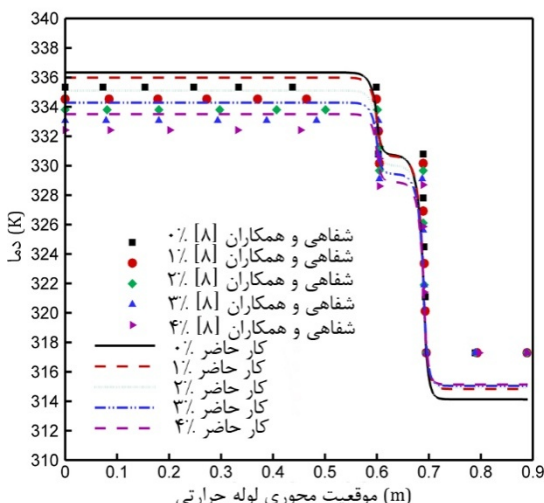
برای محاسبه هدایت گرمایی نانوسیال، در تحقیق حاضر از مدل ارائه شده توسط یو و چوی [۳۰] که یک مدل بهبود بخشیده شده مدل ماکسول می‌باشد و در آن اثرات نانولایه تشکیل شده اطراف ذره و نقش آن در



شکل ۲ مقایسه توزیع فشار مایع و بخار با نتایج عددی و تحلیلی برای آب خالص



شکل ۳ مقایسه توزیع دمای سطح دیواره محاسبه شده با نتایج آزمایشگاهی، تحلیلی و عددی برای آب خالص



شکل ۴ اعتبارسنجی توزیع دمای محاسبه شده سطح دیواره لوله حرارتی با نتایج تحلیلی برای نانوسیال اکسید آلومینیوم

ضرایب مجهول a_i در معادله (۱۸) با تکنیک‌های رگرسیون چنان بدست می‌آیند که اختلاف بین خروجی واقعی، y ، و مقادیر محاسبه شده، \hat{y} ، برای هر جفت متغیر ورودی x_i و x_j کمینه شود. مجموعه‌ای از چند جمله‌ای‌ها با

بالا دستی درجه دوم استفاده شده است. برای اعتبارسنجی مدل عددی مورد استفاده و نتایج حاصل، مقایسه نتایج با نتایج آزمایشگاهی، عددی و تحلیلی انجام گرفته است. در شکل‌های ۲ و ۳ به ترتیب به اعتبارسنجی توزیع فشار بخار و مایع و همچنین توزیع دمای سطح دیواره خارجی لوله حرارتی هنگام استفاده از سیال عامل آب و بار حرارتی ورودی ۴۵۵ وات پرداخته شده است. شکل ۴ نیز نشان دهنده مقایسه توزیع دمای دیواره هنگام استفاده از نانوسیال است که خطای حاصل برای نمودارهای دمای دیواره ۰/۵۷ درصد می‌باشد. و تطابق بین نتایج کار حاضر با نتایج موجود بیان کننده صحت روش عددی مورد استفاده، برای هر دو سیال عامل آب و نانوسیال می‌باشد. نتایج حاصل از شبیه‌سازی افت فشار نانوسیال نیز با نتایج تحلیلی [۸] مقایسه شده است، که ماکزیمم درصد میانگین خطای ۶/۹۹ برای نمودارهای افت فشار نسبی نشان از دقت بالای نتایج حاصل دارد.

۳- مدل سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی نوع جی‌و‌م

نرم‌افزار جی‌و‌م در بسیاری از تحقیقات انجام شده قبلی برای مدل‌سازی داده‌ها و استخراج رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها استفاده شده است [۲۲،۲۳]. این نرم‌افزار از شبکه‌های عصبی GMDH که ضرایب آن با استفاده از روش تجزیه مقادیر منفرد محاسبه می‌شود و ساختار آن با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه می‌شود، استفاده می‌کند. شبکه‌های عصبی GMDH حاوی مجموعه‌ای از نرون‌ها است. نرون‌های شبکه عصبی از پیوند جفت‌های مختلف از طریق یک چند جمله‌ای درجه دوم بوجود می‌آیند. شبکه با ترکیب چند جمله‌ای‌های درجه دوم حاصل از تمامی نرون‌ها، تابع تقریبی \hat{f} را با خروجی \hat{y} ، برای یک مجموعه از ورودی‌ها $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ با کمترین خطا در مقایسه با خروجی واقعی y ، توصیف می‌کند. بنابراین برای M داده آزمایشگاهی شامل n ورودی و یک خروجی، نتایج واقعی به شکل رابطه (۱۴) نمایش داده می‌شوند.

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i=1, 2, \dots, M) \quad (14)$$

نرم‌افزار جی‌و‌م به دنبال شبکه عصبی نوع GMDH است که بتواند مقدار خروجی \hat{y} را، برای هر بردار ورودی x ، پیش‌بینی کند، بنابراین:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i=1, 2, 3, \dots, M) \quad (15)$$

شبکه عصبی نوع GMDH مورد نظر باید بتواند مربع خطای بین مقادیر حقیقی و مقادیر پیش‌بینی شده را کمینه کند، به عبارت دیگر:

$$\sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2 \rightarrow \min \quad (16)$$

شکل عمومی اتصال بین متغیرهای ورودی و خروجی را می‌توان با استفاده از تابع چند جمله‌ای پیچیده به شکل رابطه (۱۷) بیان کرد:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (17)$$

که چند جمله‌ای ایواخنکو نامیده می‌شود. در بسیاری از موارد کاربردی از شکل درجه دوم و دو متغیره این چند جمله‌ای به شکل رابطه (۱۸) استفاده می‌شود:

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i^2 + a_4 x_j^2 + a_5 x_i x_j \quad (18)$$

ترتیب از الگوریتم ژنتیک و تجزیه مقادیر منفرد استفاده می‌کند. استفاده از تجزیه مقادیر منفرد در تعیین ضرایب مجهول، فضای جستجو را به شدت کاهش می‌دهد زیرا برای هر نرون باید شش ضریب محاسبه شود. در شبکه‌های عصبی نوع GMDH رایج نرون‌ها در هر لایه فقط امکان اتصال به نرون‌های لایه قبل را دارند [۱۱]. برای این نوع شبکه‌های عصبی، یک روش ساده برای کدگذاری جمعیت‌ها در فضای جستجو در مرجع [۱۲] پیشنهاد شده است. که شبکه عصبی CS^۱ نامیده می‌شود.

برای عمومیت بخشیدن به شبکه‌های عصبی GMDH، لازم است که قید استفاده از لایه مجاور در ساختن لایه بعد حذف شود. در این نوع شبکه‌های عصبی برای ساخت لایه جدید می‌توان از تمام لایه‌های قبلی (لایه ورودی را شامل می‌شود) استفاده کرد. که شبکه GS^۲ نامیده می‌شود.

ژنوم یا کروموزومی که نرم‌افزار جی‌وُم، برای نمایش ساختار شبکه عصبی در نظر می‌گیرد، شامل یک رشته سمبولیک ساده، حاصل از ترکیب حروف الفباست که در آن هر حرف نشان دهنده یکی از ورودی‌های شبکه عصبی است. در این نوع کد گذاری هر ورودی با یک حرف جایگزین می‌شود و هر کروموزوم به صورت رشته‌ای ساخته شده از این حروف الفباست. برای یک شبکه با N ورودی $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ ، یک کروموزوم به صورت یک رشته و ترکیبی از $\alpha_i \in \{a, b, c, d, \dots\}$ به شکل $\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_n$ شکل می‌گیرد، که در آن a, b, c, \dots به ترتیب جایگزین ورودی‌های x_1, x_2, x_3, \dots می‌شوند. به عنوان مثال برای یک شبکه با چهار ورودی، چهار حرف a, b, c, d می‌توانند برای ساختن ژنوم‌ها مورد استفاده قرار گیرند. کاملاً مشخص است که هر کروموزوم با طول 2^k که $k \in \{1, 2, 3, \dots, (n_1 + 1)\}$ نشان دهنده تعداد لایه‌های مخفی است) می‌تواند نشان‌دهنده یک ساختار شبکه عصبی باشد. ابتدا فرض می‌کنیم که هر نرون از ترکیب دو نرون در لایه مجاور ساخته شده است (شبکه CS)، در این صورت مشخص است که یک کروموزوم مثل abcbadb نشان‌دهنده ساختار شبکه عصبی منحصر به فردی است که دارای چهار ورودی می‌باشد (شکل ۵). به طور کلی فرمول 2^{n+1} (HL) نشان دهنده تعداد لایه‌های مخفی است)، بیانگر طول نرون می‌باشد و ارتباط بین طول نرون و تعداد لایه‌های مخفی را در این کدگذاری نشان می‌دهد. بنابراین شبکه فوق دارای دو لایه مخفی $2^{2+1}=8$ است.

کاملاً مشخص است که هر نرون به طول 2^n متعلق به لایه n ام است. برای شبکه فوق کلیه نرون‌ها با طول دو (2^1) متعلق به لایه اول (ab | bc | ad | bd)، و کلیه نرون‌ها با طول چهار (2^2)، متعلق به لایه دو (abbc | adbd) و ... در شبکه عصبی نوع GS نرون‌ها با طول‌های مختلف با یکدیگر ترکیب می‌شوند، در حقیقت، نرون با طول کوچک‌تر باید از چند لایه مخفی جهش کند و با نرون با طول بزرگ‌تر ترکیب شود (شکل ۶ نرون ad). برای حل این مشکل نام نرون‌هایی که از لایه‌ها جهش می‌کنند، تکرار می‌شود. در شکل ۶ مشاهده می‌شود که نرون ad در لایه مخفی اول با جهش از لایه مخفی دوم با نرون abbc (با طول بزرگ‌تر) ترکیب شده و نرون abcbadad را تشکیل داده است، درحقیقت نرون مجازی با نام adad در لایه مشابه نرون abbc ساخته شده و با آن ترکیب می‌شود. تعداد تکرار نرون با طول کوچک‌تر برابر 2^n است، که در آن n نشان دهنده تعداد لایه‌هایی است که نرون از آنها جهش کرده است. کروموزوم‌هایی مانند acacadad در این شیوه کدگذاری غیر قابل قبولند، زیرا به راحتی می‌توان آن را به صورت acad نمایش داد. بنابراین شبکه CS زیر

استفاده از معادله (۱۸) ساخته می‌شوند که ضرایب مجهول کلیه آنها، با استفاده از روش مربعات کمینه بدست می‌آیند. برای هر تابع G_i (هر نرون ساخته شده)، ضرایب برای کمینه کردن خطای کل نرون به منظور انطباق بهینه ورودی‌ها بر تمام جفت مجموعه‌های ورودی - خروجی، بدست می‌آیند.

$$E = \frac{\sum_{i=1}^M (y_i - G_i())^2}{M} \rightarrow \min \quad (19)$$

در روش‌های پایه‌ای الگوریتم GMDH، تمامی ترکیبات دوتایی (نرون‌ها) از n متغیر ورودی ساخته می‌شوند و ضرایب مجهول کلیه نرون‌ها با استفاده از روش مربعات کمینه بدست می‌آیند. بنابراین به میزان ترکیب 2 از n یعنی $n(n-1)/2$ نرون در لایه دوم ساخته می‌شوند که آن را می‌توان به شکل مجموعه زیر نمایش داد (رابطه ۲۰).

$$\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}) | (i = 1, 2, \dots, M)\} \quad (20)$$

از شکل درجه دوم تابع بیان شده در معادله (۱۸) برای هر M ردیف سه‌تایی استفاده می‌شود، این معادلات را می‌توان به شکل ماتریسی زیر بیان کرد.

$$Aa = Y \quad (21)$$

که در آن A بردار ضرایب مجهول معادله درجه دو نشان داده شده در معادله (۱۸) می‌باشد، یعنی:

$$a = \{a_0, a_1, \dots, a_5\} \quad (22)$$

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_M\}^T \quad (23)$$

از مقادیر بردارهای ورودی و شکل تابع به راحتی قابل مشاهده است که:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 & x_{1p}x_{1q} \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 & x_{2p}x_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 & x_{Mp}x_{Mq} \end{bmatrix} \quad (24)$$

روش کمترین مربعات از آنالیز رگرسیون چند گانه، حل معادلات را به شکل رابطه (۲۵) بدست می‌دهد:

$$a = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (25)$$

این معادله بردار ضرایب معادله (۱۸) را برای تمام M مجموعه سه‌تایی می‌دهد. در این روش حل مستقیم احتمال بروز خطای ناشی از گرد کردن خطاها و مهم‌تر این که احتمال تکینگی در معادلات وجود دارد.

تجزیه مقادیر منفرد روشی برای حل مسایل کمترین مربعات، که در آنها احتمال بروز تکینگی وجود دارد، می‌باشد. SVD یک ماتریس مانند $A \in R^{M \times 6}$ شامل ضرب سه ماتریس است؛ ماتریس متعامد ستونی $U \in R^{M \times 6}$ ، ماتریس قطری $W \in R^{6 \times 6}$ با عضوهای غیر منفی (مقادیر منفرد)، و ماتریس متعامد $V \in R^{6 \times 6}$ ، که آنها را به شکل رابطه (۲۶) می‌توان نوشت.

$$A = U W V^T \quad (26)$$

برای بدست آوردن ضرایب بهینه برای معادله (۲۱)، ابتدا ماتریس معکوس اصلاح شده، ماتریس قطری W محاسبه می‌شود، در محاسبه معکوس اصلاح شده مقادیر صفر یا نزدیک صفر برابر صفر قرار داده می‌شود.

$$a = V[\text{diag}(1/w_i)]U^T Y \quad (27)$$

از این روش برای محاسبه بهینه بردار ضرایب چند جمله‌ای درجه دوم، A، استفاده می‌شود.

نرم‌افزار جی‌وُم، برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، به

1- Conventional Structure
2- General Structure

نظر گرفته شده است. در شکل‌های ۷ و ۸ ساختار شبکه عصبی GMDH استخراج شده برای اختلاف دما و افت فشار آورده شده است:

برای ذرات اکسید آلومینیوم چند جمله‌ای‌های اختلاف دما و افت فشار به ترتیب مطابق معادلات (۲۸) و (۲۹) می‌باشد:

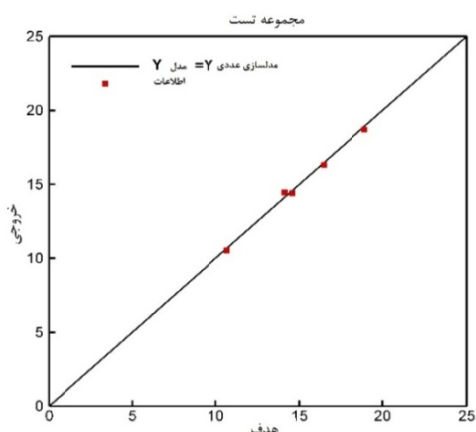
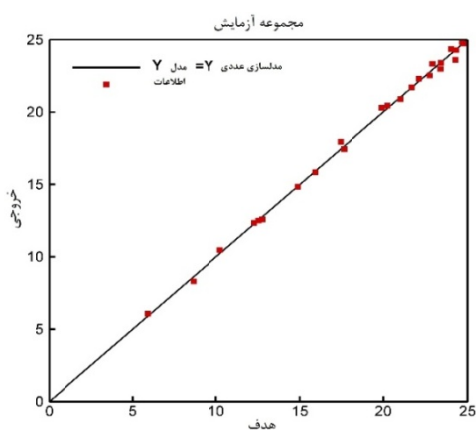
$$Y_{12} = 21.230 - 1.417\phi + 0.3425d + 0.0208\phi^2 - 0.0059d^2 - 0.0098\phi d$$

$$\Delta T = -48.247 + 2.938\phi + 5.185Y_{12} - 0.0425\phi^2 - 0.0903Y_{12}^2 - 0.1277\phi Y_{12} \quad (28)$$

$$Y_{12} = 794.525 + 5.257\phi - 2.398d + 0.2725\phi^2 + 0.0428d^2 - 0.0823\phi d$$

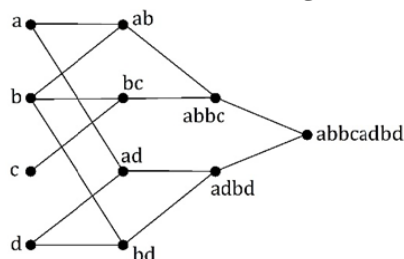
$$\Delta P = 0.1497 - 5.951\phi + 1.095Y_{12} - 0.0599\phi^2 - 0.0001Y_{12}^2 + 0.0087\phi Y_{12} \quad (29)$$

علاوه بر داده‌های آموزش شبکه، تعدادی از نقاط نیز جهت تست توابع پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با مجموعه داده‌های آموزش و تست به ترتیب برای اختلاف دما و افت فشار در شکل‌های ۹ و ۱۰ آورده شده است. با مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی GMDH با داده‌های آموزش شبکه عصبی مشاهده گردید که شبکه عصبی GMDH به خوبی با استفاده از معادلات چند جمله‌ای ساده، قادر به مدل‌سازی و پیش‌بینی نتایج می‌باشد. همچنین جهت بررسی صحت نتایج حاصل از پیش‌بینی، مقیاس‌های آماری بر مبنای R^2 ، $RMSE^2$ و $MAPE^3$ که طبق رابطه (۳۰) تعریف می‌شوند:

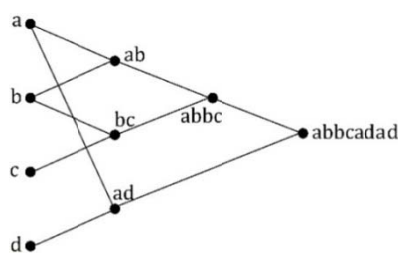


شکل ۹ مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با مجموعه داده‌های آموزش و تست برای اختلاف دما

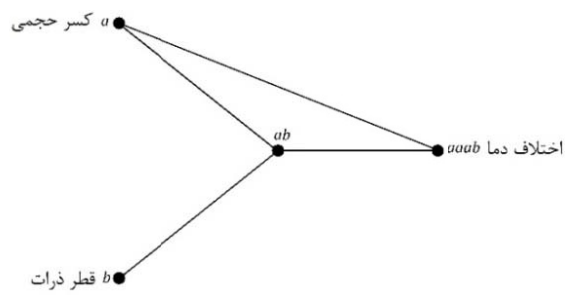
مجموعه‌ای از شبکه GS می‌باشد.



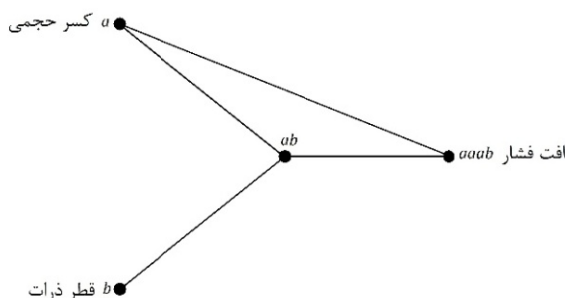
شکل ۵ ساختار شبکه عصبی از نوع CS-GMDH



شکل ۶ کروموزوم مربوط به شبکه عصبی نوع GS-GMDH



شکل ۷ ساختار شبکه عصبی GMDH برای اختلاف دما



شکل ۸ ساختار شبکه عصبی GMDH برای افت فشار

۳-۱- مدل‌سازی اختلاف دمای اواپراتور و کندانسور و افت فشار مایع با استفاده از نرم‌افزار جی‌اوم

برای استفاده از شبکه عصبی، داده‌های ورودی شامل دو دسته متفاوت می‌باشند که در دسته اول، کسر حجمی و قطر ذرات به عنوان داده‌های ورودی و اختلاف دما به عنوان خروجی می‌باشد. و در دسته دوم داده‌های ورودی مشابه بالا، اما خروجی افت فشار قسمت مایع می‌باشد. کسر حجمی ذرات در بازه ۰/۵ تا ۲۰ در صد تغییر داده شده است و قطر ذرات در بازه ۱۰ تا ۴۰ نانومتر. در این قسمت از نرم‌افزار جی‌اوم برای یافتن مدل چند جمله‌ای اختلاف دما و افت فشار برای داده‌های ورودی مورد نظر استفاده شده است. برای طراحی ژنتیکی شبکه عصبی GMDH مورد نظر جمعیت اولیه ۲۵، احتمال جهش ۰/۰۷، احتمال پیوند ۰/۷، تعداد نسل ۴۵۰ و ۱ لایه مخفی در

1- Absolute Fraction of Variance
2- Root Mean Squared Error
3- Mean Absolute Percentage

k قید مساوی به صورت:

$$h_i(X)=0 \quad i=1,2,\dots,k \quad (32)$$

و l قید نامساوی به صورت:

$$g_j(X) \leq 0 \quad j=1,2,\dots,l \quad (33)$$

در یک بهینه‌سازی چندهدفی بردار $U=[u_1, u_2, \dots, u_k] \in \mathbb{R}^k$ بر بردار $V=[v_1, v_2, \dots, v_k] \in \mathbb{R}^k$ (که بصورت $U < V$ نشان داده می‌شود) برتری می‌یابد، اگر و تنها اگر $u_j \leq v_j \forall j \in \{1, 2, \dots, k\}$ ؛ به عبارت دیگر حداقل یک u_j که از v_j کمتر است، وجود دارد در حالی که u ‌های باقی‌مانده، کوچک‌تر یا مساوی v ‌های نظیرشان هستند.

نقطه $X^* \in \Omega$ (یک منطقه امکان‌پذیر در دامنه \mathbb{R}^n می‌باشد) بردار طراحی بهینه (کمینه) نامیده می‌شود، اگر و تنها اگر $F(X^*) < F(X)$. به عبارت دیگر این تعریف می‌گوید که نقطه X^* یک نقطه بهینه پارتو است اگر هیچ برداری مانند X در محدوده مجاز طراحی وجود نداشته باشد که باعث ایجاد کاهش در بعضی از معیارهای هدف داده شود بدون آنکه افزایش مشابهی را در سایر معیارهای هدف داشته باشد. جواب‌های پارتو بصورت یک مجموعه جواب هستند که هیچ برتری نسبت به هم ندارند و به آنها مجموعه جواب‌های غیربرتر می‌گویند. پارتوست P^* (بردارهای طراحی بهینه متناظر با جبهه‌ی پارتو) مطابق رابطه (34) یک مجموعه‌ای است که شامل همه بردارهای طراحی بهینه است.

$$P^* = \{X \in \Omega \mid \nexists X' \in \Omega : F(X') < F(X)\} \quad (34)$$

که در آن X' دیگری به عنوان بردار متغیرهای طراحی در Ω وجود نداشته باشد که برتری بر هر $X \in P^*$ داشته باشد. جبهه‌ی پارتو P^* ، مطابق رابطه (35) برداری شامل توابع هدف است که متناظر با پارتوست است.

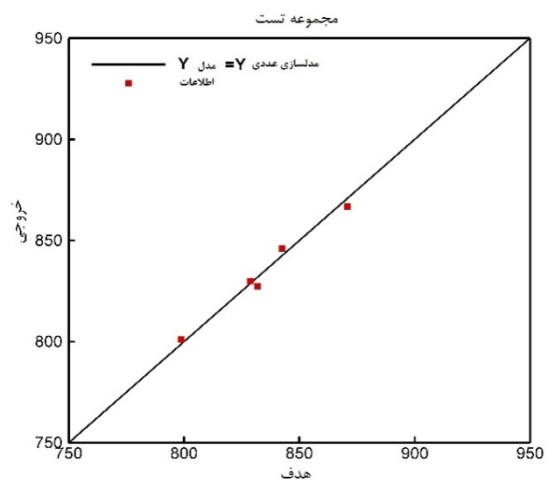
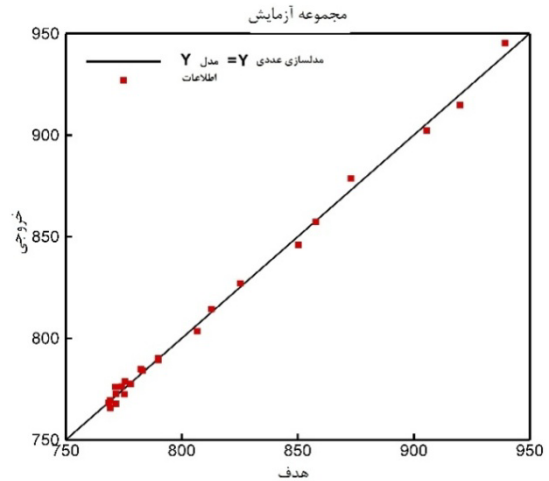
$$P^* = \{F(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_k(X)] : X \in P^*\} \quad (35)$$

از الگوریتم ژنتیک بطور گسترده‌ای در سال‌های اخیر برای حل بهینه‌ای مسائل پیچیده مهندسی و علوم استفاده شده است. در این روش برخلاف روش‌های تک مسیری، فضای جواب بطور همه جانبه جستجو می‌شود، از این رو احتمال همگرایی در نقاط بهینه محلی به مراتب کاهش می‌یابد. امتیاز دیگر این الگوریتم آن است که برای به دست آوردن نقاط بهینه از مشتق یا گرادیان تابع استفاده نمی‌کند. در نتیجه هیچ محدودیتی برای تابع بهینه شونده، مانند مشتق‌پذیری یا پیوستگی لازم ندارد و در روند جستجو تنها به تعیین مقدار تابع هدف در نقاط مختلف نیاز دارد. از این رو می‌توان از الگوریتم ژنتیک در مسائل مختلف اعم از خطی، پیوسته یا گسسته استفاده نمود [21-23].

الگوریتم ژنتیک در حل مسائل بهینه‌سازی چند هدفی نیز بسیار خوب عمل می‌کند. در بهینه‌سازی چند هدفی همان‌گونه که اشاره شد چند تابع هدف بطور هم‌زمان بهینه می‌شوند. در این گونه مسائل بر خلاف مسائل تک هدفی که تنها یک نقطه اکسترمم برای مسأله وجود دارد، مجموعه‌ای از بردارهای طراحی به عنوان جواب بدست می‌آیند که اصطلاحاً نقاط پارتو خوانده می‌شوند و طراح مسأله بر اساس نیاز خود یکی از این نقاط را به عنوان جواب بهینه برمی‌گزیند.

4-1- انتخاب نقاط پیشنهادی از بین نقاط پارتو

انتخاب نقطه بهینه پیشنهادی به روش نزدیک‌ترین فاصله به نقطه ایده‌آل انجام گرفته است. در این روش ابتدا مقادیر مربوط به توابع هدف در بازه صفر تا یک نگاشت می‌شود تا مقادیر این دو تابع از لحاظ مرتبه‌ای یکسان شوند.



شکل ۱۰ مقایسه مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با مجموعه داده‌های آموزش و تست برای افت فشار

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_j (t_j - o_j)^2}{\sum_j (o_j)^2}$$

$$RMSE = \left(\frac{1}{P} \sum_j |t_j - o_j|^2 \right)^{1/2}$$

$$MAPE = \frac{1}{P} \sum_j \left| \frac{t_j - o_j}{t_j} \right| 100 \quad (30)$$

که در آنها t مقادیر هدف، o مقادیر خروجی و P تعداد داده‌ها می‌باشند، برای ذرات اکسید آلومینیوم در جدول ۳ آورده شده است:

جدول ۳ مقادیر R^2 ، RMSE و MAPE برای ذرات اکسید آلومینیوم			
خروجی	R^2	RMSE	MAPE
ΔT	۰/۹۹۹۸۰۹	۰/۳۶۹۰۲۸	۱/۳۴۷۵۱۷
ΔP	۰/۹۹۹۹۸۶	۳/۰۴۹۹۰۵	۰/۳۰۰۸۵

4-2- بهینه‌سازی چند هدفی

صورت استاندارد مسائل بهینه‌سازی چند هدفی را می‌توان بصورت زیر بیان کرد: "یافتن بردار طراحی $X = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]^T$ به نحوی که بردار هدف (31) را با توجه به قیود زیر بهینه کند".

$$f(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X)]^T \quad (31)$$

توابع هدف برای نقاط بهینه بین صفر و یک نگاشت شده است و سپس نقطه با کمترین فاصله نسبت به نقطه ایده‌آل که مبدا می‌باشد، بدست آمده و روی نمودار پارتو نمایش داده شده است. جدول ۴ نشان دهنده مقادیر متغیرهای طراحی و توابع هدف برای نقاط مهم پارتویی می‌باشد.

جدول ۴ مقادیر متغیرهای طراحی و توابع هدف برای نقاط مهم پارتویی

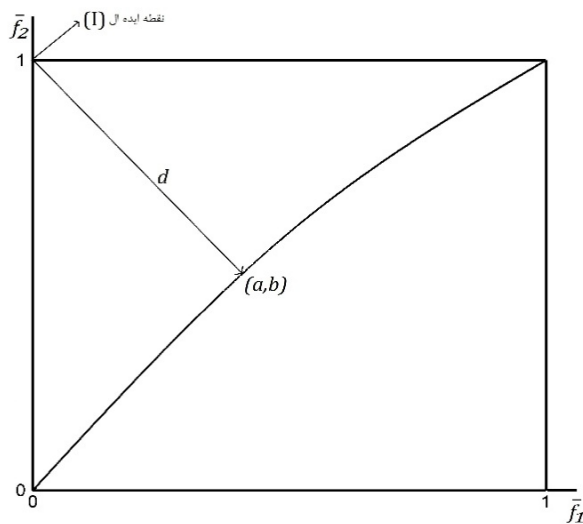
توابع هدف		متغیرهای طراحی			ذرات	نقاط
$\Delta P(\text{Pa})$	$\Delta T(\text{K})$	$d_p(\text{nm})$	$\varphi(\%)$			
۹۷۱/۰۳	۶/۱۱	۱۰	۱۹/۸۳۲		A	
۸۴۲/۰۶	۱۲/۷۵	۱۰	۹/۶۰۳		B	Al ₂ O ₃
۷۶۳/۵	۲۴/۹۸	۳۰	۰/۶۴۹		C	

در ادامه نحوه تغییرات توابع هدف بر مبنای کسر حجمی، برای ذرات به دست آمده از بهینه‌سازی در شکل ۱۳ به نمایش در آمده است.

آنچنان که مشاهده می‌شود تغییرات توابع هدف بر مبنای کسر حجمی ذرات منطبق با نتایج شکل ۱۲ می‌باشد و کسر حجمی‌های بدست‌آمده در یک بازه پراکنده شده‌اند. ذرات با کسر حجمی بالا اختلاف دمای کمتر و افت فشار بیشتری خواهند داشت. و به دلیل این که در این روش بهینه‌سازی، یک بردار از نقاط بهینه بدست می‌آید، طراح با توجه به نیاز خود می‌تواند کسر حجمی مورد نظر را انتخاب نماید؛ که به خوبی مزیت و انعطاف پذیری روش بهینه‌سازی را نشان می‌دهد. تغییرات توابع هدف بر مبنای قطر ذرات بدست آمده از بهینه‌سازی نیز در شکل ۱۴ ترسیم گردیده است.

همان‌طور که واضح است، انتخاب ذرات با قطر کمتر متناظر با اختلاف دمای کمتر اواپراتور و کندانسور و افت فشار بیشتر مایع خواهد بود. در نهایت با توجه به نتایج ارائه شده در مورد نحوه تغییرات توابع هدف بر مبنای پارامترهای طراحی، طراح می‌تواند با مد نظر قرار دادن بازه مطلوب برای تغییرات کسر حجمی و قطر ذرات، مقدار بهینه خویش را انتخاب نماید.

نمودار پارتو که نقاط آزمایش بر آن منطبق شده است، در شکل ۱۵ برای ذرات اکسید آلومینیوم آورده شده است. چنانچه از شکل‌ها واضح است، نمودار پارتو منطبق بر بهترین ترکیب احتمالی پارامترهای خروجی برای نقاط آزمایش خواهد بود، که نشان‌دهنده صحت مدل استخراج شده و مجموعه نقاط بهینه (پارتو) می‌باشد.



شکل ۱۱ نمودار پارتو رسم شده بر اساس نقاط نگاشت شده

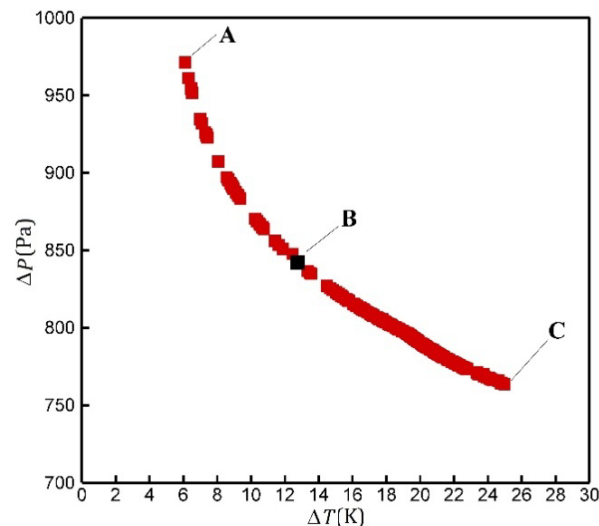
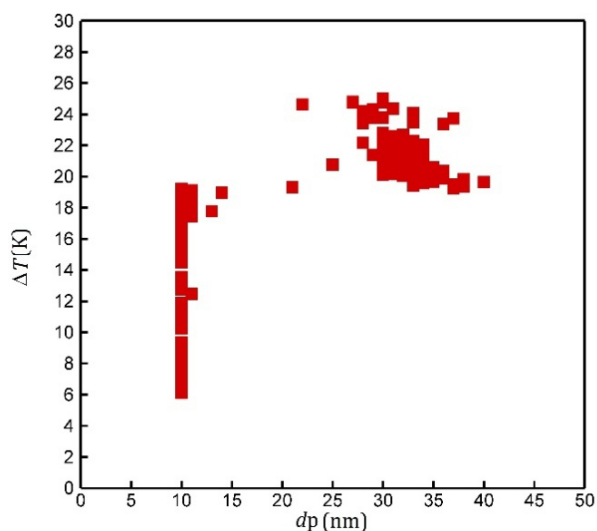
توابع هدف جدید با \bar{F}_1 و \bar{F}_2 نشان داده می‌شوند. نقطه‌ی ایده‌آل که وجود خارجی ندارد نقطه‌ای است که در آن \bar{F}_1 و \bar{F}_2 هر کدام بهترین مقدار را دارند. این نقطه بصورت شماتیک در شکل ۱۱ با "I" نشان داده شده است. فاصله هر یک از نقاط بهینه که دارای مختصات (a_i, b_i) می‌باشد مطابق رابطه (۳۶) و با توجه به شکل ۱۱ از نقطه ایده‌آل بدست می‌آید. در مرحله آخر مختصات نقطه‌ای که کوتاهترین فاصله را تا نقطه ایده‌آل دارد، به عنوان نقطه بهینه پیشنهادی انتخاب می‌شود.

$$d = \sqrt{a_i^2 + (b_i - 1)^2} \quad (26)$$

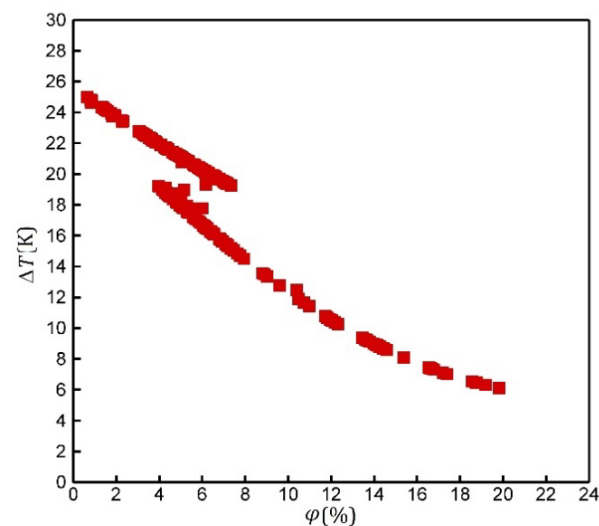
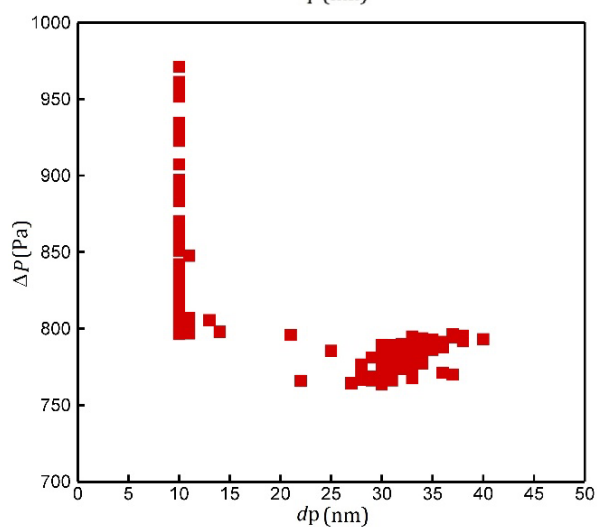
۴-۲- بهینه‌سازی چند هدفی عملکرد گرمایی لوله حرارتی

آنچنان که از نتایج عنوان شده و روابط مورد استفاده برای خواص نانوسیال واضح است، کسر حجمی و قطر این ذرات بر خواص، و متعاقب آن بر عملکرد لوله حرارتی تأثیرگذار خواهد بود. در واقع نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی نشان می‌دهد که افزایش کسر حجمی ذرات، سبب کاهش اختلاف دمای اواپراتور و کندانسور و کاهش افت فشار تا مقداری از کسر حجمی و سپس افزایش آن می‌شود. اثرات قطر ذرات به صورت معکوس می‌باشد. یعنی کاهش قطر ذرات سبب کاهش اختلاف دمای اواپراتور و کندانسور و افزایش افت فشار می‌شود. همچنین با توجه به توضیحات بیان شده در مورد نحوه عملکرد لوله حرارتی، واضح است که افت فشار مایع و اختلاف دمای اواپراتور و کندانسور دو عامل مهم در طراحی و عملکرد لوله حرارتی خواهند بود. در واقع از آنجا که وظیفه لوله حرارتی انتقال حرارت بین اواپراتور و کندانسور می‌باشد، اختلاف دمای کمتر نشانگر عملکرد بهتر لوله حرارتی خواهد بود و همچنین چون افت فشار در قسمت مایع در مقایسه با سایر افت‌های موجود بسیار بیشتر می‌باشد، در نتیجه این افت فشار به تنهایی می‌تواند نقش تعیین کننده‌ای در عملکرد لوله حرارتی داشته باشد. در این قسمت با در نظر گرفتن کسر حجمی و قطر ذرات به عنوان متغیرهای طراحی و اختلاف دمای اواپراتور با کندانسور و افت فشار مایع به عنوان توابع هدف، با استفاده از الگوریتم اصلاح‌شده NSGAI، بهینه‌سازی چند هدفی عملکرد گرمایی لوله حرارتی انجام شده است.

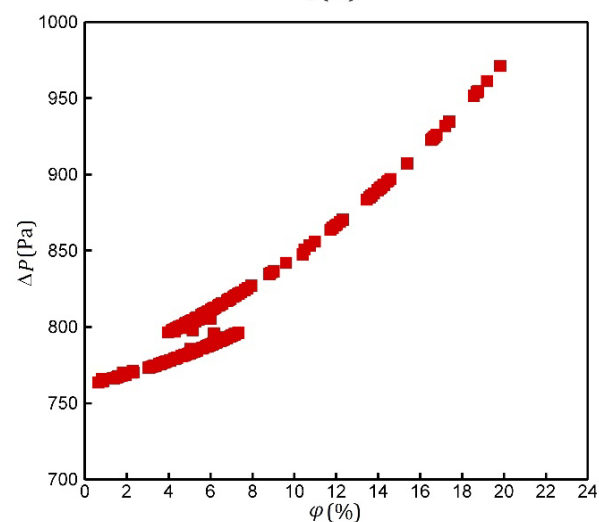
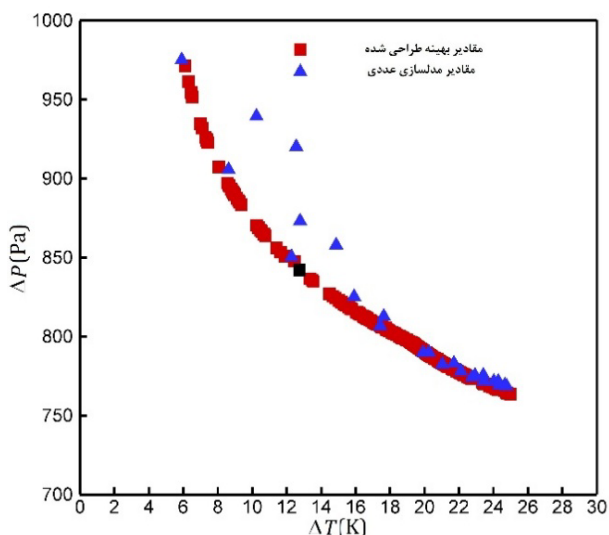
شکل ۱۲ نشان دهنده نمودار پارتو می‌باشد، که نقاط مهم پارتویی یعنی نقاط A و B و C نیز روی آن مشخص شده است. A و C در واقع نقاطی هستند که در بهینه‌سازی تک هدفی به دست می‌آیند. در صورتی که در بهینه‌سازی، تنها افت فشار مدنظر قرار گیرد نقطه C به دست می‌آید و در صورتی که در بهینه‌سازی، تنها اختلاف دما مدنظر قرار گیرد نقطه A به دست خواهد آمد. در صورتی که هر دو تابع اختلاف دما و افت فشار به صورت هم‌زمان مد نظر قرار داده شوند، مجموعه‌ای از نقاط به دست می‌آیند که منحنی پارتو را تشکیل می‌دهند. هیچ یک از نقاط منحنی پارتو بر هم برتری ندارند. برای درک بهتر این مطلب، چنانچه دو نقطه از منحنی پارتو در نظر گرفته شوند، گرچه نقطه اول از نقطه نظر یکی از توابع هدف بسیار مطلوبتر از نقطه دوم باشد، اما نقطه دوم قطعاً از نقطه نظر تابع هدف دیگر مطلوبتر از نقطه اول خواهد بود. از این‌رو هیچ یک از این نقاط بر هم برتری نداشته و تمام این نقاط، نقاط بهینه محسوب می‌شوند. و انتخاب نقاط به گونه‌ای که نقطه انتخاب شده روی خط پارتو باشد، منجر به بهترین ترکیب احتمالی پارامترهای خروجی خواهد شد. با ایجاد نوعی توازن بین توابع هدف می‌توان به نقطه بهینه B رسید که این کار با ایجاد نگاشت صورت پذیرفته است. در واقع مقادیر



شکل ۱۲ نمودار پارتو نقاط بهینه برای ذرات Al_2O_3



شکل ۱۴ تغییرات توابع هدف بر مبنای قطر ذرات بدست آمده از بهینه‌سازی



شکل ۱۵ نمودار پارتو منطبق بر نقاط حاصل از مدل‌سازی عددی برای نانوسیال اکسید آلومینیوم

شکل ۱۳ تغییرات توابع هدف بر مبنای کسر حجمی ذرات بدست آمده از بهینه‌سازی

۵- نتیجه گیری

پارامترهای عنوان شده به طور مستقیم اختلاف دمای دیواره اواپراتور و کندانسور و همچنین افت فشار مایع را تحت تأثیر قرار خواهند داد، به گونه‌ای که افزایش کسر حجمی، سبب کاهش اختلاف دمای اواپراتور و

استفاده از نانوسیالات به عنوان سیال عامل در لوله‌های حرارتی باعث افزایش عملکرد گرمایی آن می‌شود. اما میزان این بهبود وابسته به نوع ذرات مورد استفاده در نانوسیالات و پارامترهای وابسته به آنها مانند کسر حجمی و قطر می‌باشد.

[13] C.A. Coello, A comprehensive survey of evolutionary based multi-objective optimization techniques, *Knowledge and Information Systems An International Journal*, Vol. 3, pp. 269-308, 1999.

[14] D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, New York, 1989.

[15] N. Nariman-Zadeh, A. Khalkhali, A. Jamali, optimization of sandwich panels by using genetic algorithm, ISME, 2005. (In Persian)

[16] A. Khalkhali, N. Nariman-Zadeh, A. Jamali, multi objective optimization of sandwich panels by using finite element method and genetic algorithm, ISME, 2008. (In Persian)

[17] M. H. Shojaeefard, A. Khalkhali, M. Tahani, B. Salimian, Multi Objective Optimization of the Centrifugal Oil Pump Impeller, *Modares Mechanical Engineering*, Article code MME-1766, accepted. (In Persian)

[18] M. H. Shojaeefard, R. Talebi Tooti, S. Yarmohammadi Satri, enhancing rollover threshold of fuel tanks based on designing optimization algorithm, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 13, No. 1, pp. 1-12, 1392. (In Persian)

[19] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, T. Meyarivan, A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II, *IEEE Trans. On Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 2, pp.182-197, 2002.

[20] K. Atashkari, A. Plilechi, A. Jamali, X. Yao, Thermodynamic Pareto Optimization of Turbojet Engines using Multi-objective Genetic Algorithms, *International Journal of Thermal Sciences*, Vol. 44, No. 11, pp. 1061-1071, 2005.

[21] A. Khalkhali, H. Safikhani, Pareto Based Multi-Objective Optimization of Cyclone Vortex Finder using CFD, GMDH Type Neural Networks and Genetic Algorithms, *Engineering Optimization*, Vol. 44, No. 1, pp. 105-118, 2012.

[22] A. Khalkhali, M. Farajpoor, H. Safikhani, Modeling and Multi-Objective Optimization of Forward-Curved Blades Centrifugal Fans using CFD and Neural Networks, *Transaction of the Canadian Society for Mechanical Engineering*, Vol. 35, No. 1, pp. 63-79, 2011.

[23] A. Khalkhali, S. Mousavi, Multi-objective Crashworthiness Optimization of the Aluminum Foam-filled Tubes, *International Journal of Automotive Engineering*, Vol. 2, No. 3, pp. 193-206, 2012.

[24] L. Huang, M.S. El-Genk, J.M. Tournier, Transient performance of an inclined water heat pipe with a screen wick, *ASME national heat transfer conference, Atlanta, GA, heat pipes and capillary pumped loops*, HTD-Vol. 236, pp. 87-92, 1993.

[25] J.M. Tournier, M.S. El-Genk, A heat pipe transient analysis model, *International Journal of Heat Mass Transfer*, Vol. 37, No. 5, pp. 753-762, 1994.

[26] S.W. Chi, *Heat Pipe Theory and Practice*, Hemisphere, Washington, DC. 1976.

[27] M. Haghshenas Fard, M. Nasr Esfahany, M.R. Talaie, Numerical study of convective heat transfer of nanofluids in a circular tube two- phase model versus single- phase model, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, Vol. 37, pp. 91- 97, 2010.

[28] D.A. Drew, S.L. Passman, *Theory of Multi Component Fluids*, Springer, Berlin, 1999.

[29] H.C. Brinkman, The viscosity of concentrated suspensions and solutions, *Journal of Chemical Physics*, Vol. 20, pp. 571-581, 1952.

[30] W. Yu, S.U.S. Choi, The role of interfacial layers in the enhanced thermal conductivity of nanofluids: A renovated Maxwell model, *Journal of Nanoparticle Research*, Vol. 5, pp. 167-171, 2003.

[31] N. Zhu, K. Vafai, Analysis of cylindrical heat pipes incorporating the effects of liquid-vapor coupling and non-Darcian transport- a closed form solution, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 42, pp. 3405-3418, 1999.

کندانسور و کاهش افت فشار تا مقداری از کسر حجمی و سپس افزایش آن می‌شود. اثرات قطر ذرات به صورت معکوس می‌باشد. یعنی کاهش قطر ذرات سبب کاهش اختلاف دما و افزایش افت فشار می‌گردد. در نتیجه یافتن مقادیر بهینه کسر حجمی و قطر ذرات برای دستیابی به ماکزیمم عملکرد ضروری می‌نماید. در مقاله حاضر به بهینه‌سازی عملکرد لوله حرارتی با در نظر گرفتن کسر حجمی و قطر ذرات به عنوان متغیرهای طراحی و اختلاف دمای اواپراتور با کندانسور و افت فشار مایع به عنوان توابع هدف پرداخته شده است. توابع بدست آمده از شبکه عصبی GMDH با الگوریتم ژنتیک و استفاده از الگوریتم NSGAIH بهینه گردیده و نقاط بهینه پیشنهادی ارائه شده است. کسر حجمی ذرات در بازه ۰/۵ تا ۲۰ درصد تغییر داده شده است و قطر ذرات در بازه ۱۰ تا ۴۰ نانومتر. همچنین مقادیر متناظر با نقطه بهینه B که با استفاده از روش نگاشت بدست آمده است به این صورت می‌باشد که در کسر حجمی ۹/۶۰۳ درصد و قطر ذرات ۱۰ نانومتر، به ترتیب اختلاف دما و افت فشار ۱۲/۷۵K و ۸۴۲/۰۶Pa به دست می‌آیند. نقاط طراحی پیشنهادی حاوی نکات مهمی هستند که تنها با به کار بردن روش بهینه‌سازی چند هدفی قابل استخراج می‌باشند.

۶- مراجع

[1] R.R. Riehl, T. Dutra, Development of an experimental loop heat pipe for application in future space missions, *Applied Thermal Engineering*, Vol. 25, pp. 101-112, 2005.

[2] K. Kim, M. Won, J. Kim, B. Back, Heat pipe cooling technology for desktop pc cpu, *Applied Thermal Engineering*, Vol. 23, pp. 1137-1144, 2003.

[3] S.U.S. Choi, J.A. Eastman, Enhancing thermal conductivity of fluids with nanoparticle, *ASME FED*, Vol. 231, pp. 99-105, 1995.

[4] S-W. Kang, W-C. Wei, S-H. Tsai, S-Y. Yang, Experimental investigation of silver nano-fluid on heat pipe thermal performance, *Applied Thermal Engineering*, Vol. 26, pp. 2377-2382, 2006.

[5] W-C. Wei, S-H. Tsai, S-Y. Yang, S-W. Kang, Effect of nanofluid on heat pipe thermal performance, *Proceedings of the 3rd IASME/WSEAS Int. Conf. on Heat Transfer, Thermal Engineering and Environment, Corfu, Greece, August 20-22*, pp. 115-117, 2005.

[6] R. Senthilkumar, S. Vaidyanathan, B. Sivaraman, Performance analysis of heat pipe using copper nanofluid with aqueous solution of n-butanol, *International Journal of Mechanical and Materials Engineering*, Vol. 1, pp. 251-256, 2010.

[7] P. Naphon, P. Assadamongkol, T. Borirak, Experimental investigation of titanium nanofluids on the heat pipe thermal efficiency, *International communications in Heat and Mass Transfer*, Vol. 35, pp. 1316-1319, 2008.

[8] M. Shafahi, V. Bianco, K. Vafai, O. Manca, An investigation of the thermal performance of cylindrical heat pipes using nanofluids, *International journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 53, pp. 376-383, 2010.

[9] E. Sanchez, T. Shibata, L.A. Zadeh, Genetic Algorithms and Fuzzy Logic Systems, *World Scientific*, 1997.

[10] S.J. Farlow, *Self-organizing Method in Modelling: GMDH type algorithm*, Marcel Dekker Inc., 1984.

[11] A.G. Ivakhnenko, Polynomial Theory of Complex Systems, *IEEE Trans. Syst. Man & Cybern, MC-1*, pp. 364-378, 1971.

[12] N. Nariman-Zadeh, A. Darvizeh, R. Ahmad-Zadeh, Hybrid Genetic Design of GMDH-Type Neural Networks Using Singular Value Decomposition for Modeling and Prediction of the Explosive Cutting Process, *Proceedings of the IMECH E Part B Journal of Engineering Manufacture*, Vol. 217, pp. 779 -790, 2003.