

# مطالعه داده‌های آزمایشگاهی مربوط به تغییر گرانی نفت خام بر پایه نانو سیالات حاوی اکسیدهای نانو ذرات به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

پژوهش‌های کاربردی  
مهندسی شیمی - پلیمر

حسن عطاری<sup>۱\*</sup>، فهیمه درخشان فرد<sup>۲</sup>

۱- کارشناسی ارشد، گروه مهندسی شیمی، واحد اهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اهر، ایران

۲- استادیار، گروه مهندسی شیمی، واحد اهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اهر، ایران

فصلنامه علمی - پژوهشی بین‌رشته‌ای

سال دوم، شماره ۲، نسخه ۱،

تابستان ۱۳۹۷، صفحه ۸۹-۷۵

## چکیده

در استخراج نفت خام کاهش ویسکوزیته جهت افزایش بازده استخراج از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. اضافه کردن اکسید برخی نانوذرات باعث کاهش ویسکوزیته نفت خام می‌شود. در این مقاله نانوذرات  $\text{NiO}$ ،  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{ZnO}$ ،  $\text{TiO}_2$ ،  $\text{WO}_3$  در درصدهای مختلف به نفت خام اضافه شده تا تاثیر آنها در کاهش ویسکوزیته مورد مطالعه قرار گیرد. عملکرد تعمیم شبکه‌های عصبی مصنوعی RBF بر داده‌های آزمایشگاهی بدست آمده بر تاثیر نانو ذرات  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{ZnO}$ ،  $\text{TiO}_2$ ،  $\text{WO}_3$  و  $\text{NiO}$  در دما و کسر جرمی‌های مختلف بر گرانیوی نفت خام مورد بررسی قرار گرفته است. مورفولوژی و پایداری نانوذرات با استفاده از آنالیز DLS و TEM بررسی شده، نتایج آنالیزها نشان داد که متوسط قطر نانوذرات از ۱۰ تا ۴۰ نانومتر برای اکسیدهای نانوذرات مختلف تغییر می‌کند. روش جامعی جهت محاسبه مقدار بهینه گسترده‌ی توابع گاوسین آیزوتروپیک همراه با الگوریتم ویژه‌ای برای آموزش شبکه‌های RBF ارائه شده است. نتایج این مطالعه مشخص می‌نماید که شبکه‌های عصبی RBF به دلیل دارا بودن مبانی علمی مستحکم و همچنین قابلیت فیلتر نمودن نویزها، از عملکرد مناسبی برخوردار است. با افزایش دما نسبت ویسکوزیته نانو سیال به سیال پایه کاهش می‌یابد. علاوه بر آن با افزایش درصد نانوذرات ویسکوزیته نسبتی به طور چشمگیری افزایش می‌یابد. برای دماهای بالاتر از  $50^\circ\text{C}$  ویسکوزیته نسبتی کمتر از واحد به دست آمده که این نشان دهنده کاهش ویسکوزیته نانو سیال به سیال پایه می‌باشد. برای نانوذرات  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{TiO}_2$ ،  $\text{ZnO}$ ، با اضافه کردن مقدار کمی نانوذرات ویسکوزیته نسبت به سیال پایه کاهش می‌یابد. اما برای نانوذرات  $\text{NiO}$  و  $\text{WO}_3$  برای همه کسر جرمی‌ها ویسکوزیته نانو سیال بالاتر از سیال پایه است.

## واژه‌های کلیدی

نانوسیالات  
گرانیوی  
نانوذرات اکسیدی  
شبکه‌های عصبی مصنوعی

\*مسئول مکاتبات:

F-derakhshanfard@iau-ahar.ac.ir

## ۱- مقدمه

با پیشرفت تکنولوژی کاربرد نانو مواد در زمینه‌های مختلف علوم مورد توجه محققان قرار گرفته است [۶-۱]. با پراکنده نمودن ذرات نانو در یک سیال پایه نانوسیال بدست می‌آید [۷]. این مواد بعضی ویژگی‌های حرارتی و خصوصیات هیدرودینامیکی دارند [۹ و ۸]. ویسکوزیته یکی از مهمترین ویژگی‌های سیال هست که روی جریان و قدرت پمپاژ سیال تاثیر می‌گذارد. در بیشتر موارد ویسکوزیته نانو سیال بیشتر از سیال پایه است [۱۰]. با افزایش ضریب انتقال حرارت، سرعت انتقال حرارت افزایش می‌یابد. بنابراین به تجهیزات کوچکتری نیاز خواهد شد [۱۱]. ویسکوزیته نانوسیال به چندین پارامتر از جمله دما، اندازه ذرات، کسر حجمی نانو ذرات، انواع نانو ذرات و سیال پایه بستگی دارد [۱۲]. آنالیز ویسکوزیته یکی از فاکتورهای کلیدی برای تعیین رفتار هیدرودینامیکی نانوسیال می‌باشد. مطالعات زیادی در زمینه تاثیر نانو ذرات روی ویسکوزیته نانوسیال انجام گرفته است [۱۳]. در زمینه تاثیر مورفولوژی نانو ذرات، اندازه نانو ذرات، درصد نانو ذرات و دما روی ویسکوزیته نانو ذرات تحقیقات زیادی گزارش شده است [۱۴]. اگرچه محدوده وسیعی از مطالعات در مورد تاثیر این پارامترها روی ویسکوزیته است ولی در مورد تاثیر انواع اکسیدهای نانو ذرات بر پایه نانوسیال نفتی مطالعه‌ای صورت نگرفته است. در تعدادی از تحقیقات تاثیر کسر حجمی نانو ذرات روی ویسکوزیته نانوسیال بررسی شده است که نشان می‌دهد با افزایش کسر حجمی نانو سیال در سیال پایه ویسکوزیته به شدت افزایش می‌یابد. در پژوهشی گزارش شده که با افزایش غلظت نانو ذرات  $Al_2O_3$  در آب بعنوان نانوسیال ویسکوزیته نانو ذرات افزایش یافته است [۱۵]. در یک تحقیقی برای نانوسیال آب -  $TiO_2$ ، با کسر حجمی نانو ذرات ۰/۲ تا ۲ درصد وزنی ویسکوزیته نسبت به آب خالص در رنج دمایی ۱۵ - ۵۳ °C، ۴ تا ۱۵ درصد افزایش یافته است [۱۶]. در مطالعه ای ویسکوزیته و هدایت حرارتی نانوسیال بطور آزمایشگاهی و تئوری اندازه گیری شده است که نشان

داد با افزایش درصد نانوسیال ویسکوزیته افزایش یافته است [۱۷]. با افزایش درصد حجمی نانو ذرات  $Al_2O_3$  از ۰/۲۵ تا ۱ درصد حجمی در سیال پایه ایزوپارافینیک پلی آفلوئین و دکان، ویسکوزیته نانوسیال افزایش می‌یابد [۱۸]. ویسکوزیته نانو ذرات  $TiO_2$  پراکنده در آب در رنج دمایی ۱۰ - ۴۰ °C و درصد حجمی ۰/۵ تا ۲/۵ اندازه گیری شده است. نتایج تحقیقات نشان داده است که برای نانو سیال حاوی ۲/۵%  $TiO_2$ ، ویسکوزیته نانوسیال بالای ۵۰ درصد افزایش می‌یابد [۱۹]. ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانو ذرات  $SiO_2$  پراکنده در اتانول با افزایش غلظت حجمی افزایش یافته است [۲۰]. ویسکوزیته دینامیکی نانو سیال آلومینا - روغن موتور در کسر حجمی و دماهای مختلف مطالعه شده است. نمونه های در کسر حجمی ۰/۲۵ تا ۲% در رنج دمایی ۵ - ۶۵ °C تهیه شده است. آنها نشان دادند که ویسکوزیته نانوسیال با افزایش کسر حجمی افزایش می‌یابد [۲۱]. نانوسیال آب -  $Al_2O_3$  با کسر حجمی ۱ تا ۴% بعنوان سیال نیوتنی رفتار می‌کند و با افزایش درصد حجمی نانو ذرات ویسکوزیته نانوسیال افزایش می‌یابد [۲۲]. تاثیر کسر حجمی روی ویسکوزیته نانوسیال آب - آلومینا در رنج ۰/۳۳ - ۵% مطالعه شده که نتیجه مطالعه ارتباطی بین ویسکوزیته نانوسیال ارائه نموده است [۲۳]. رفتار رئولوژی نانوسیال حاوی نانو ذرات  $Al_2O_3$ ،  $TiO_2$ ،  $CuO$  در دماهای مختلف مطالعه شده است. یافته ها نشان می‌دهد که با افزایش کسر حجمی نانو ذرات  $Al_2O_3$ ،  $TiO_2$ ، ویسکوزیته نسبی نانوسیال افزایش می‌یابد و ویسکوزیته نانوسیال حاوی کسر حجمی مختلف نانو ذره  $CuO$  ثابت مانده است [۲۴]. دما بر ویسکوزیته نانو سیال بشدت تاثیر گذار است. با افزایش دما نیروی جاذبه بین مولکول‌های سطح نانو ذرات و سیال پایه ضعیف می‌شود، در نتیجه ویسکوزیته نانوسیال کاهش می‌یابد [۲۵]. تاثیر دما و اندازه ذرات روی ویسکوزیته دینامیکی نانوسیال آب -  $Al_2O_3$  و آب -  $CuO$  بررسی شده است. برای نانوسیال آب -  $CuO$  با قطر نانو ذرات ۲۹ نانومتر در رنج دمایی ۲۵ - ۱۷۵ °C آزمایشات انجام شده است. نتایج نشان می‌دهد

پیش بینی رسانایی گرمایی و ویسکوزیته‌ی دینامیکی نانوسیالات فرومغناطیسی از ۷۲ داده آزمایشگاهی استفاده شده است که ورودی‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی دما، قطر ذرات و درصد حجمی می‌باشد. نتایج نشان داد که خطای مدل کمتر از ۲/۵ درصد می‌باشد [۳۴]. با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی RBF تاثیر درصد حجمی و دما بر روی ویسکوزیته و رسانایی گرمایی نانوذرات آب -  $Al_2O_3$  بررسی شده که نتایج بدست آمده بخوبی داده‌های آزمایشگاهی را پوشش می‌دهد [۳۵]. برای پیشگویی رسانایی گرمایی نانوسیال‌ها، با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی مدلی از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش بینی شده است که نشان می‌دهد نانوسیالاتی که در آنها نانوذرات در درصد حجمی کمی در سیال حل می‌شود، دارای رسانایی گرمایی بهتری است [۳۶]. مدلی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای دستیابی به بهترین پیش بینی انتقال حرارت همرفتی نانوسیالات در حال حرکت داخل لوله‌های دایره‌ای به کار رفته است که نیازمند برخی از متغیرهای ساده برای بررسی انتقال حرارت همرفتی است [۳۷].

در این مطالعه، داده‌های بدست آمده از ویسکوزیته نانوسیال با شبکه‌های عصبی مصنوعی RBF شبیه سازی شده است. ویسکوزیته نانوسیال نسبت به ویسکوزیته نفت خام در دما و کسر جرمی‌های مختلف مقایسه شده است. با شبیه سازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی ارتباط بین سه پارامتر دما، ویسکوزیته نسبی و درصد نانوذرات در نانوسیال مشخص شده است.

## ۲- تجزیه

### ۲-۱- مواد

در این تحقیق نانو ذرات  $NiO$  و  $Fe_2O_3$ ،  $ZnO$ ،  $TiO_2$ ،  $WO_3$  با خلوص بیش از ۹۹/۹ درصد استفاده شده که این مواد در نفت خام پراکنده شده‌اند. این نانوذرات از شرکت نانو US آمریکا خریداری شده‌اند که میانگین رنج اندازه ذرات از ۲۰ تا ۵۰ نانومتر می‌باشد. نفت خام با API° برابر ۲۰ از شرکت پالایشگاه اصفهان با

که با افزایش دما ویسکوزیته دینامیکی نانوسیال با اندازه مختلف ذرات کاهش می‌یابد [۲۶]. بررسی‌ها نشان می‌دهد که با افزایش دما در رنج ۳۵- $50^{\circ}C$  ویسکوزیته نانوسیال کاهش می‌یابد [۲۷]. تاثیر دما روی ویسکوزیته نانوسیال آب -  $Fe_2O_3$  تحقیق شده است که نتایج نشان داده است که با افزایش دما در رنج ۲۰- $60^{\circ}C$  ویسکوزیته نانوسیال کاهش می‌یابد [۲۸]. تاثیر دما روی ویسکوزیته نانوسیال‌های  $Al_2O_3$  - آب و CNT - آب در غلظت‌های پایین بررسی شده است که نشان می‌دهد با افزایش دما ویسکوزیته کاهش می‌یابد [۲۹]. مطالعات زیادی نشان می‌دهد که با افزایش دما ویسکوزیته نانوسیال کاهش می‌یابد ولی بعضی تحقیقات نشان می‌دهد که با افزایش دما هیچ تغییری در ویسکوزیته ایجاد نمی‌شود [۱۵]. در تحقیقی از نانوذرات  $Al_2O_3$  و  $TiO_2$  در آب استفاده شده است که مشخص شده با افزایش دما در رنج ۲۰- $60^{\circ}C$  ویسکوزیته نسبی نانوذرات بطور واضح تغییر نمی‌کند [۳۰]. ترکیبی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیکی جهت پیشگویی ویسکوزیته موثر نانوسیالات به کار گرفته شده است، در این تحقیق نشان دادند که روش ترکیبی ابزار قدرتمندی در تعیین ویسکوزیته نانوسیالات می‌باشد. نتایج نشان داد که در حالت ترکیبی ۳۹٪ خطا کمتر از حالت‌هایی خواهد بود که یکی از مدل‌ها استفاده می‌شود [۳۱]. بمنظور بررسی رسانایی گرمایی نانوسیالات اکسید آبی، شبکه‌های عصبی مصنوعی سه ورودی و چهار ورودی با هم مقایسه شده‌اند. نتایج نشان داد که با اینکه در هر دو مدل دما، درصد حجمی نانوذرات و ضریب رسانایی گرمایی محاسبه شده است ولی مدل چهار ورودی از عملکرد بهتری برخوردار است [۳۲]. مدلی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بدست آوردن ویسکوزیته دینامیکی اکسید نانوذرات سوسپانسیونی در آب و اتیلن گلیکول مورد استفاده قرار گرفته است. این مدل اثر دما، درصد حجمی نانوذرات، خواص سیال اصلی و قطر نانوذرات را محاسبه می‌کند که نتایج قابل قبولی در امر پیشگویی داده‌های آزمایشگاهی نشان می‌دهد [۳۳]. برای

جدول ۱- ویسکوزیته نفت خام در دماهای مختلف

دما (°C)	۴۰	۵۰	۸۰	۱۰۰
ویسکوزیته نفت خام ( API برابر ۲۰ )، cp	۱۶۹/۷۴	۱۰۵/۳	۴۰/۴۵	۲۹/۵۹
دانسیته نفت خام بر حسب دما (°C)	$\rho_{bf} = 880 - 0.0593 * (T - 15)$			

ساختار نانوذرات در دمای اتاق مورد بررسی قرار گرفته است. وزن نانوذرات با یک ترازوی الکتریکی دقیق (TR 120, SNOWREX, Taiwan) اندازه‌گیری شده است. برای جلوگیری از تجمع نانوذرات از دستگاه تراسونیک (Hielscher, UP400S, Germany) استفاده شده است.

### ۲-۳- اندازه‌گیری ویسکوزیته

در این مطالعه نانوسیال با کسر جرمی مختلف ۰/۲، ۰/۵، ۱ و ۲ درصد وزنی نانوذرات که در نفت خام پراکنده شده‌اند، تهیه شده است. با استفاده از حمام چرخشی ایزوترمال دما در ۴۰، ۵۰، ۸۰ و ۱۰۰ درجه سانتی‌گراد تنظیم شده است. مقدار مشخصی نانوذرات به سیال پایه اضافه شده و تعلیق بمدت ۲ ساعت همزده می‌شود. سپس برای یک ساعت دستگاه لرزاننده، لرزاننده می‌شود. ویسکومتر مورد استفاده در این مطالعه برای اندازه‌گیری ویسکوزیته نفت خام و سیال فوق بحرانی استفاده می‌شود. جریان سیال با سه شیر مختلفی که در سطح ویسکومتر نصب شده که در شکل ۱ نشان داده شده، کنترل می‌شود. در این روش برای حذف فاکتورهای ناچیز ویسکوزیته نمونه‌ها در سه مسیر مختلف اندازه‌گیری می‌شود و برای ثابت نگه داشتن دما، آب داخل حمام چرخشی همدمای می‌چرخد. در طول اندازه‌گیری ویسکوزیته نانوسیال دما ثابت نگه داشته شده و ترجیحا هر اندازه‌گیری در فاصله ۵ دقیقه انجام می‌گیرد. اندازه ویسکوزیته در دما و کسر جرمی ثابت نشان داده می‌شود. هر اندازه‌گیری در کسر جرمی و دمای ثابت ۵ بار تکرار شده است.

مشخصات جدول ۱ تهیه شده است. برای شست و شوی وسایل آزمایشگاهی از آب دی‌یونیزه، استفاده شده است.

### ۲-۲- تجهیزات

برای اندازه‌گیری گرانیوی نانوسیال از ویسکومتر مدل VISCOLAB PVT، (شکل ۱)، با مشخصاتی که به طور جزئی در جدول ۲ ارائه شده، مورد استفاده قرار گرفته است. با استفاده از حمام چرخشی همدمای (F12-ED) (Jubolo, Germany) دما ثابت نگهداشته شده است. برای تعیین توزیع اندازه اکسید نانوذرات از دستگاه تفرق دینامیکی نور (Malvern, ZetaSizer Nano ZS), (DLS) (United Kingdom) استفاده شده است. از میکروسکوپ الکترونی عبوری (Hitachi, 9000 NA, Japan), (TEM)، برای شناسایی مورفولوژی و شکل نانوذرات استفاده شده است. توسط طیف سنج پراش اشعه ایکس (XRD) Bruker،



شکل ۱- سیستم آزمایشگاهی استفاده شده برای اندازه‌گیری ویسکوزیته نانوسیال

جدول ۲- ویژگی‌های ویسکومتر استفاده شده برای اندازه‌گیری ویسکوزیته نانوذرات

۵	حجم نمونه استفاده شده در ویسکومتر (میلی لیتر)
۱۰۰۰۰-۰/۰۲	رنج اندازه‌گیری ویسکوزیته (سانتی پوز)
±۱٪	دقت ویسکومتر
پلاتینیوم	سنسور اندازه‌گیری سرعت برشی
۳۶۰-۲۵	ماکزیمم اندازه ذره که می‌توان در سیال پایه پراکنده نمود (میکرون)
۱۹۰	ماکزیمم دما (سانتی گراد)
۲۰۰۰۰	ماکزیمم فشار (پاسگال)

#### ۴-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

به طور کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل چندین ارتباطات نوروئی و یک یا چندین لایه میانی است. شبکه‌های مذکور را می‌توان از نقطه نظرهای مختلفی از جمله، نوع تبدیل ورودی، معماری ساختار شبکه و نوع الگوریتم یادگیری (structure Architecture) طبقه‌بندی نمود. شبکه‌های عصبی بر اساس تبدیلی که ارتباط ما بین ورودی‌ها را محاسبه می‌کند، بصورت  $kernel(local)$  یا  $projection(non-local)$  به کار برده می‌شود. در تبدیل نوع اول ( $non-local$ )، تمامی ورودی‌ها روی یک محور تصویر می‌شوند. تصویر مذکور ممکن است به صورت خطی یا غیر خطی باشد. نورون  $Percep-$  و  $Adaline$  و شبکه‌های  $McCulloch-Pitt$  نمونه‌هایی از تصویر سازی خطی هستند [۱۷]. در تبدیل نوع دوم ( $local$ )، از فاصله (اقلیدسی) بردار ورودی نسبت به یک نقطه ثابت (مرکز) استفاده می‌شود. شبکه‌های  $Radial basis function$  نمونه‌های بسیار معروف مبتنی بر پایه تبدیل ورودی به صورت  $kernel$  هستند. الگوریتم یادگیری شبکه‌های عصبی با تنظیم پارامترهای شبکه سروکار دارد و بطور معمول حل مسائل بهینه سازی مشروط و غیر مشروط را معین می‌کند. مدل ارائه شده برای شبکه‌های عصبی بصورت خطی یا غیر خطی و یا ترکیبی از هر دو نسبت به پارامترهای شبکه می‌باشد. از دیگر خصوصیات تابع هدف این است که عملکرد شبکه ممکن است فقط

به ورودی، یا هم به ورودی و هم به خروجی بستگی داشته باشد. تابع هدف اول به صورت آموزش بدون مربی، آموزش می‌یابد در حالی که تابع هدف بعدی به یک آموزنده که مستقیماً آموزش می‌دهد (معلم یا مربی) نیاز دارد. فرآیند آموزش یک شبکه فاقد مربی به مقدار خروجی نیاز ندارد، فقط خصوصیات ورودی در طول آموزش ارائه می‌شوند. برای یک ساختار معین، هدف از آموزش شبکه، تنظیم و ذخیره سازی پارامترهای سیستم جهت دسته‌بندی نمودن اتوماتیک ورودی‌ها در گروه‌های با خصوصیات مشابه می‌باشد. در بیشتر کاربردهای مهندسی، معمولاً تخمین روند اساسی تغییرات خروجی (تابع واقعی مستتر در داده‌ها) با استفاده از تعداد محدودی داده‌های ورودی و خروجی، با کمی یا هیچ اطلاعی از شکل تابع واقعی مورد نظر است. این گونه مسائل را معمولاً با نام‌های هم چون رگرسیون بدون پارامتر ( $Non-parametric regression$ ) های دارای مفهوم فیزیکی، تقریب تابع، شناسایی سیستم ( $System identification$ ) یا آموزش قیاسی ( $Inductive learning$ ) شناخته می‌شود. این امر در شبکه‌های عصبی به عنوان آموزش هدایت شده ( $Supervised learning$ ) نامیده می‌شود. تابع واقعی پنهان شده در مجموع داده‌های آزمایشگاهی را می‌توان به وسیله آموزش شبکه توسط نمونه‌های که به وسیله یک آموزنده فراهم شده تقریب زد. مجموعه اطلاعات آموزشی که شامل

عناصری از یک یا چند جفت مقادیر متغیر مستقل (ورودی) و متغیر وابسته (خروجی) ساخته شده‌اند، در یک الگوریتم یادگیری هدایت شده قادرند پارامترهای شبکه را بر اساس تفاوت بین پاسخ اندازه‌گیری شده  $y(x_i)$  خروجی شبکه متناظر با ورودی  $x_i$  تنظیم نمایند. در آموزش هدایت شده، یک ناظر مورد نیاز است که سیگنال هدف خروجی  $y(x_i)$  را فراهم نماید.

## ۲-۵- آموزش شبکه‌های RBF

آموزش شبکه‌های بر پایه projection همیشه در عمل منجر به حل مسائل بهینه‌سازی غیرخطی در اندازه‌های بزرگ می‌گردند که بسیار پیچیده هستند. زیرا چنین مسائلی نیاز به زمان اجرایی بسیار زیاد داشته و اغلب به سختی همگرا می‌شوند. در مقابل آموزش شبکه‌های RBF با مقادیری از پیش تعیین شده برای پارامترهای غیر خطی (مراکز و گستردگی آنها)، در نهایت منجر به یک مجموعه معادلات خطی می‌گردد که می‌توانند به سهولت با تکنیک‌های مختلف که دارای پایداری بالایی می‌باشند، حل گردند.

دو تن از دانشمندان مشهور ایتالیایی با نام‌های Poggio and Girosi در سال ۱۹۹۰ میلادی ضمن حل مسئله رگولاریزاسیون چند متغیره، نشان داده‌اند که پاسخ شبکه‌های مذکور را می‌توان به صورت مجموعه معادلات خطی زیر نوشت [۱۹ و ۲۰].

$$(G + \lambda I_N)w_\lambda = y \quad (1)$$

در معادله فوق،  $G$  ماتریس متقارن  $N \times N$  Green با اعضاء

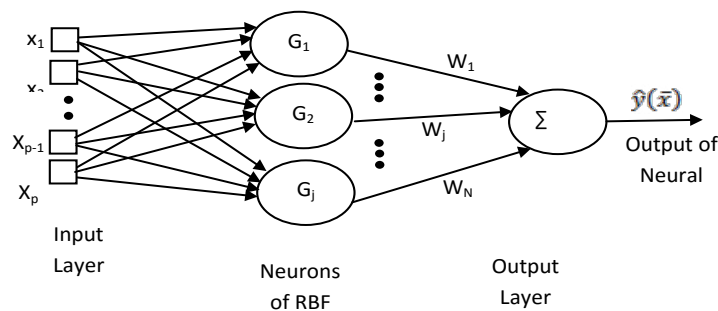
غیر معین  $w_j$  s جاسازی شده است. در سال ۱۹۹۹ Poggio and Girosi تابع Green را تعریف کردند. این تابع ایزوتروپیک چند بعدی تبدیلی و چرخشی است و تعداد نامحدودی مشتق پیوسته دارد [۲۰].

$$G(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \exp \left[ -\frac{\|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma^2} \right] = \prod_{k=1}^P \exp \left[ -\frac{(x_{ik} - x_{jk})^2}{2\sigma_j^2} \right] \quad (2)$$

ظاهر شده در رابطه‌ی (۱) به گستردگی ایزوتروپیک (Isotropic spread) تابع  $j^{\text{th}}$  Green که به صورت یکسان برای همه دیمانسیون‌های ورودی فرض شده اشاره می‌کند. کارایی شبکه رگولاریزاسیون بطور قوی هم به انتخاب مناسب گستردگی ایزوتروپیک و هم به مقدار بهینه پارامتر رگولاریزاسیون بستگی دارد [۲۱]. یکی از معیارهای ارزیابی برای محاسبه راندمان پارامتر رگولاریزاسیون بهینه برای یافتن استفاده شده است.

$$CV(\lambda) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left[ \frac{\bar{e}_k^T (I_N - H(\lambda)) \bar{y}}{\bar{e}_k^T (I_N - H(\lambda)) \bar{e}_k} \right]^2 \quad (3)$$

$N$  نشان دهنده تعداد نمونه‌های آموزشی و هم تعداد



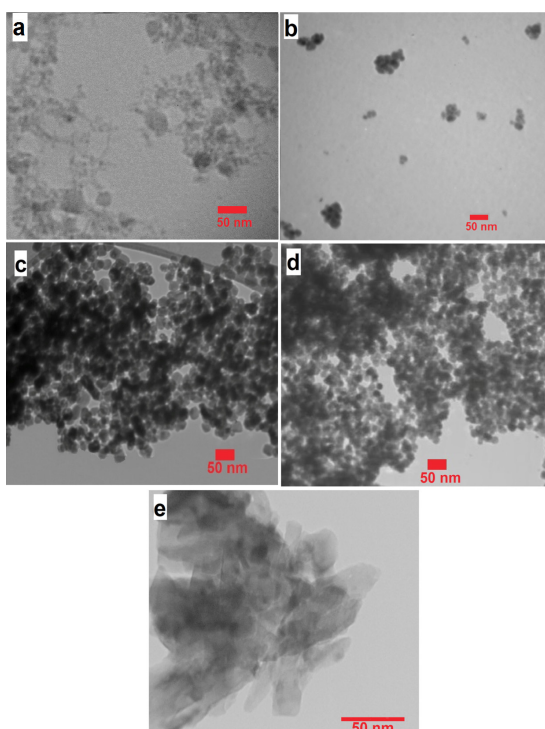
شکل ۲- شبکه رگولاریزاسیون تک لایه

شبکه‌های بهینه عصبی می‌باشد که قادر است ضمن فیلتر نمودن نویز نسبت به بازسازی سطح چند بعدی مستتر در داده‌های نویزی اقدام نماید.

### ۳- نتایج و بحث‌ها

#### ۳-۱- خصوصیات

مطابق آنالیز TEM نشان داده شده در شکل ۳ متوسط قطر نانوذرات استفاده شده در این تحقیق بین ۲۰ تا ۴۰ نانومتر می‌باشد. این نتایج نشان می‌دهد که مورفولوژی نانوذرات کروی بدون تجمع قابل توجهی بوده است. اندازه DLS در شکل ۴ نشان داده شده که مشخص می‌کند که ذرات  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{ZnO}$ ،  $\text{TiO}_2$ ،  $\text{WO}_3$  و  $\text{NiO}$  پراکنده شده در نفت خام در رنج قطر متوسط از ۱۰ - ۴۰ نانومتر با اندیس پراکندگی برای نانو ذرات مختلف از ۰/۰۳۸ تا ۰/۱۴۶ بوده است (در کاربرد تست DLS برای کاهش پیچیدگی سیال پایه هر نمونه با پارافین



شکل ۳- تصاویر TEM نانوذرات (a)  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ، (b)  $\text{NiO}$ ، (c)  $\text{ZnO}$ ، (d)  $\text{TiO}_2$ ، (e)  $\text{WO}_3$  استفاده شده در این مطالعه

نورونهای شبکه‌های رگولاریزاسیون است.  $e_k$  بردار واحد  $k^{\text{th}}$  به اندازه  $N$  و  $I_N$  ماتریس واحد  $N * N$  و  $H(\lambda)$  ماتریس هموار کننده در ابتدا توسط Hastie and Tibshi-rani تعریف شده است [۲۳].

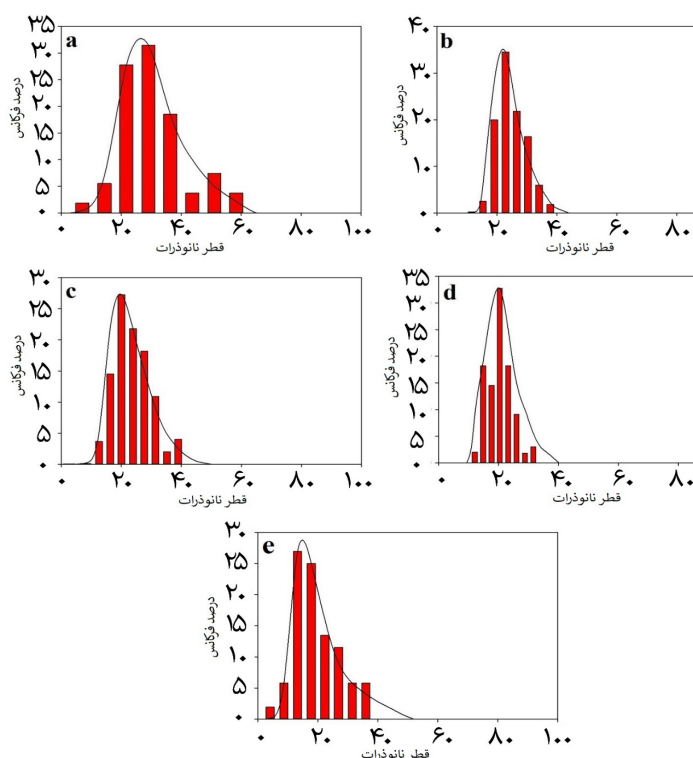
عملکرد تعمیم شبکه به سادگی از  $f = G$  محاسبه می‌شود و با جایگزینی  $w_\lambda$  از رابطه ۲ خواهیم داشت:

$$f = G(G + \lambda I)^{-1}y \quad (4)$$

بنابراین ماتریس هموار کننده  $H(\lambda)$  برای شبکه‌های رگولاریزاسیون به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$H(\lambda) = S = G(G + \lambda I)^{-1} \quad (5)$$

تعداد مؤثری پارامترها یا درجه آزادی (df) یک هموار کننده خطی مانند ماتریس برابر با مجموع مقادیر ویژه (Eigenvalues) با مجموع اعضاء قطری است  $df = \text{tr}(H(\lambda))$ . بدیهی است که تعداد درجه آزادی تابع فضای متغیرهای ورودی بوده و ارتباطی با داده‌های خروجی ندارد [۲۳]. محاسبه  $H(\lambda)$  و بنابراین  $CV(\lambda)$  به ازای هر مقدار  $\lambda$  به معکوس ماتریس  $(G + I)$ ،  $N * N$  نیاز صرف زمان زیادی دارد که با استفاده از تکنیک تبدیل مشابه (Similarity transformation) می‌توان از آن اجتناب کرد [۲۴]. پیشنهاد اصلی در ابتدا توسط Golub et al [۲۵] برای رگرسیون لبه ای (Ridge regression) ارائه شد. معادله‌های (۳) تا (۵) نشان می‌دهد که  $CV(\lambda)$  یک تابع پیچیده ای از  $\lambda$  و  $\delta$  است. بنابراین مقدار بهینه پارامترهای رگولاریزاسیون  $\lambda^*$  (حداقل کردن)  $CV(\lambda)$  خیلی به گستردگی ایزوتروپیک وابسته است. به عبارت دیگر مقدار مناسب  $\lambda^*$  خیلی وابسته به  $\delta$  برای داده‌های ویژه با میزان noise ثابتی است. همبستگی قوی بین این دو پارامتر ( $\lambda^*$  و  $\delta$ ) به شدت پیچیده و نمی‌توان بطور مستقیم به صورت تحلیلی آن را بیان نمود. یک روش نسبتاً ساده در برخی مقالات [۱۶ و ۲۱] برای تجزیه این ارتباط قوی بین پارامترهای  $\lambda$  و  $\delta$  ارائه گردیده است که قادر است مقادیر بهینه پارامترهای مذکور را برای یک مجموعه اطلاعات حاوی نویز به دست آورد. هدف از انجام این روش آموزش



شکل ۴- توزیع اندازه ذرات  $\text{NiO}$  و  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{ZnO}$ ،  $\text{TiO}_2$ ،  $\text{WO}_3$  پراکنده شده در سیال پایه که از آنالیز DLS بدست آمده است

افزایش کسر جرمی نانوذرات از ۰/۲ تا ۲ درصد تاثیر چندانی روی ویسکوزیته نداشته این در حالی هست که در دماهای پایین  $50^\circ\text{C}$  با افزایش کسر جرمی ویسکوزیته نسبی نانوذرات بشدت افزایش یافته است. نتایج شکل ۶ بیان کننده ویسکوزیته نسبی نانو سیال با کسر جرمی مختلف در دماهای متفاوت برای نانوذرات  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  که در سیال پایه پراکنده شده است. این نتایج بیان می کند که در دمای  $40^\circ\text{C}$  با افزایش کسر جرمی نانوذرات ویسکوزیته نسبی حدود ۵۰ درصد افزایش می یابد. علاوه بر آن برای نانو سیال حاوی ۲ درصد وزنی نانوذرات  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ، دما تاثیر بیشتری روی ویسکوزیته نانو سیال دارد. برای دماهای بالای  $50^\circ\text{C}$  افزایش کسر جرمی تاثیر ناچیزی روی ویسکوزیته نانو سیال دارد. برای نانو سیال حاوی  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  با کاهش دما و افزایش کسر جرمی ویسکوزیته افزایش می یابد. شکل ۷ ویسکوزیته نسبی نانو سیال با کسر جرمی

رقیق شده است). نتایج آنالیز DLS مشخص می کند که هیچ تجمع نانوذرات  $\text{NiO}$  و  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{ZnO}$ ،  $\text{TiO}_2$ ،  $\text{WO}_3$  مشاهده نشده و اندازه ذرات بدست آمده از آنالیز TEM را تایید می کند.

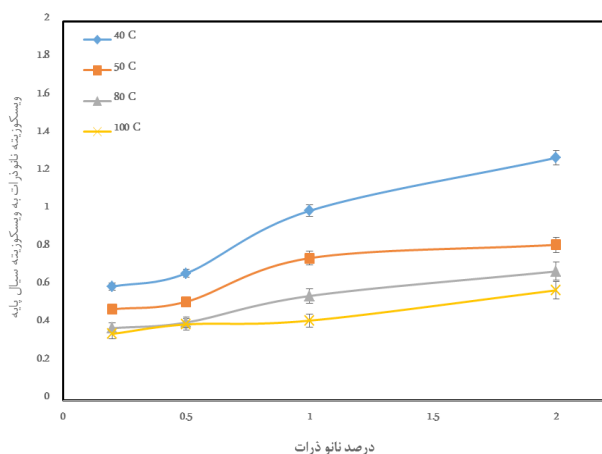
### ۳-۲- ویسکوزیته

جدول ۳ ویسکوزیته نفت خام و نانو سیال را گزارش می کند که داده های مربوط به ویسکوزیته نسبی نانو سیال ها از این جدول بدست آمده است. شکل ۵ ویسکوزیته نسبی نانو سیال با کسر جرمی مختلف در دماهای متفاوت برای نانوذرات  $\text{TiO}_2$  پراکنده شده در نفت خام را نشان می دهد. این نتایج مشخص می کند که با افزایش دما ویسکوزیته نسبی کاهش می یابد. بغیر از یکی از حالت ها (دمای  $40^\circ\text{C}$  و کسر جرمی ۲ درصد) در بقیه موارد با افزایش کسر جرمی نانوذرات ویسکوزیته نانو سیال نسبت به سیال پایه کاهش یافته است. نتایج نشان می دهد که برای دماهای بالای  $50^\circ\text{C}$



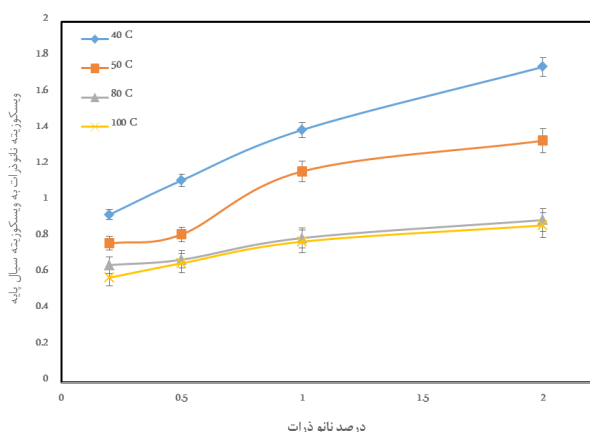
جدول ۳- ویسکوزیته نفت خام و نانوسیال مختلف در دما و کسر جرمی های مختلف نانوذرات

انواع نانوذرات	درصد وزنی	ویسکوزیته			
		۴۰ C	۵۰ C	۸۰ C	۱۰۰ C
بدون نانوذرات	۰	۱۶۹/۷۴	۱۰۵/۳	۴۰/۴۵	۲۹/۵۹
Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	۰/۲	۱۴۴/۲۷۹	۷۳/۷۱	۲۳/۴۶۱	۱۴/۷۹۵
	۰/۵	۱۶۸/۰۴	۸۴/۲۴	۲۴/۶۷۴	۱۶/۸۶۶
	۱	۲۰۳/۶۸	۹۴/۷۷	۲۸/۳۱۵	۱۸/۳۴۵
	۲	۲۸۷/۳۷	۱۳۶/۸۹	۳۳/۱۶۹	۲۲/۴۸۸
NiO	۰/۲	۲۱۲/۱۷	۱۲۴/۲۵	۴۰/۰۴	۲۸/۷
	۰/۵	۲۷۳/۲۸	۱۴۴/۲۶	۴۸/۵۴	۳۲/۵۵
	۱	۳۱۹/۱۱	۱۶۸/۴۸	۵۲/۵۸	۳۴/۱۹
	۰/۲	۴۴۱/۳۲۴	۲۰۸/۴۹	۵۵/۴۱	۳۸/۴۷
WO <sub>3</sub>	۰/۲	۲۵۸	۱۴۴/۲۶	۴۸/۵۴	۳۱/۶۶
	۰/۵	۳۱۰/۶۲	۱۷۶/۹۰۴	۵۲/۵۸	۲۶/۹۸
	۱	۴۱۵/۸۶	۱۸۴/۲۷۵	۵۹/۰۵	۴۱/۴۲
	۰/۲	۵۵۱/۶۵	۲۶۳/۲۵	۷۰/۷۸	۴۴/۹۷
TiO <sub>2</sub>	۰/۲	۱۰۱/۸۴۴	۵۰/۵۴	۱۵/۳۷۱	۱۰/۳۵
	۰/۵	۱۱۵/۴۲	۵۴/۷۵۶	۱۶/۵۸	۱۱/۸۳۶
	۱	۱۶۹/۷۴	۷۸/۹۷	۲۲/۲۴	۱۲/۴۲
	۰/۲	۲۱۷/۲۶	۸۶/۳۴	۲۷/۵	۱۷/۱۶
ZnO	۰/۲	۱۵۷/۸۵	۸۱/۰۸	۲۶/۲۹	۱۷/۱۶
	۰/۵	۱۸۶/۷۱۴	۸۶/۳۴	۲۷/۵	۱۹/۵۳
	۱	۲۳۷/۶۳	۱۲۳/۲	۳۲/۳۶	۲۳/۰۸
	۰/۲	۲۹۷	۱۴۶/۳۶	۳۲/۴	۲۵/۷۴

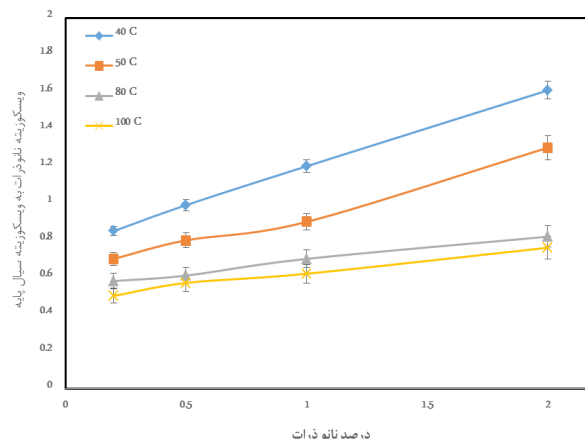
شکل ۵- ویسکوزیته نسبی نانوذرات TiO<sub>2</sub> - نفت خام در دما و کسر جرمی های مختلف نانوذرات

و دماهای مختلف برای نانوسیال ZnO - نفت خام را مشخص می‌کند. این نتایج نشان می‌دهد که با افزایش بار نانوذرات و کاهش دما، ویسکوزیته افزایش می‌یابد. برای دماهای بالای ۵۰°C ویسکوزیته نانوسیال در تمام کسر جرمی‌ها (۰/۲-۲٪) کمتر از ویسکوزیته سیال پایه است. برای نانوسیال ZnO نیز در دماهای بالا با افزایش کسر جرمی تغییر چندانی در ویسکوزیته ایجاد نمی‌شود این در حالی هست که در دمای ۴۰°C ویسکوزیته بیش از ۴۵ درصد با افزایش کسر جرمی افزایش می‌یابد.

شکل ۸ ویسکوزیته نسبی نانوسیال با رنج کسر جرمی ۰/۲ تا ۲ درصد در دماهای مختلف برای نانوذرات NiO پراکنده در نانوسیال را نشان می‌دهد. این نتایج نشان می‌دهد که برای نانوسیال نفت خام-NiO در مقایسه



شکل ۷- ویسکوزیته نسبی نانوذرات ZnO- نفت خام در دما و کسر جرمی های مختلف نانوذرات

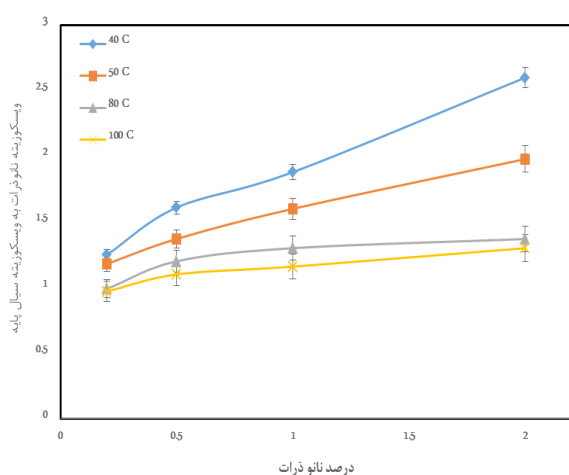


شکل ۶- ویسکوزیته نسبی نانوذرات Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>- نفت خام در دما و کسر جرمی های مختلف نانوذرات

نانوسیال حاوی هر نوع نانوذره افزایش دما باعث کاهش ویسکوزیته می شود. برای نانوذرات WO<sub>3</sub> و NiO در هر حالت ویسکوزیته نانوذره بیشتر از سیال پایه است. یکی از فاکتورهای اصلی که روی خواص حرارتی و هیدرودینامیکی نانوسیال تاثیر خواهد گذاشت، اندرکنش سطحی نانوذره با مولکول‌های سیال پایه هست.

#### ۴-۳- کسر جرمی

نتایج شکل های ۵ تا ۹ نشان می دهد که با افزایش کسر جرمی نانوذرات به دلیل افزایش ذرات جامد، ویسکوزیته



شکل ۸- ویسکوزیته نسبی نانوذرات NiO- نفت خام در دما و کسر جرمی های مختلف نانوذرات

با نانوذرات قبلی پراکنده شده در نفت خام برای رنج دمایی ۴۰ تا ۱۰۰ و کسر جرمی ۰/۲ تا ۲ درصد وزنی ویسکوزیته نانوسیال بالاتر از سیال پایه است. واضح هست که با افزایش دما و کاهش کسر جرمی، ویسکوزیته نانوسیال کاهش می یابد. در دماهای بالای ۵۰°C تاثیر این پارامتر چشمگیر نیست ولی زیر دمای ۵۰°C ویسکوزیته بطور چشمگیری، هم به دما و هم کسر جرمی بستگی دارد.

بنابراین نتایج ارائه شده در شکل ۹ ویسکوزیته نسبی نانوسیال با کسر جرمی مختلف در دماهای متفاوت نانوذرات WO<sub>3</sub> در نفت خام را نشان می دهد. این نتایج مشخص می کند که با افزایش دما و کاهش کسر جرمی نانوذرات ویسکوزیته نسبی نانوسیال مشابه دیگر نانوذرات استفاده شده در این مقاله کاهش می یابد. برای نانوسیال WO<sub>3</sub> در تمام موارد آزمایش شده (رنج دمایی ۴۰ تا ۱۰۰ و کسر جرمی ۰/۲ تا ۲ درصد وزنی) ویسکوزیته نانوسیال بیشتر از سیال پایه می باشد.

#### ۳-۳- تاثیر دما

آزمایشات مشخص می کند که با افزایش دما ویسکوزیته نانوسیال کاهش می یابد، این کاهش به دلیل فاکتورهایی مانند انتقال گرمای میکرو و سرعت حرکت نانوذره که باعث کاهش نیروهای بین مولکولی می شود. برای

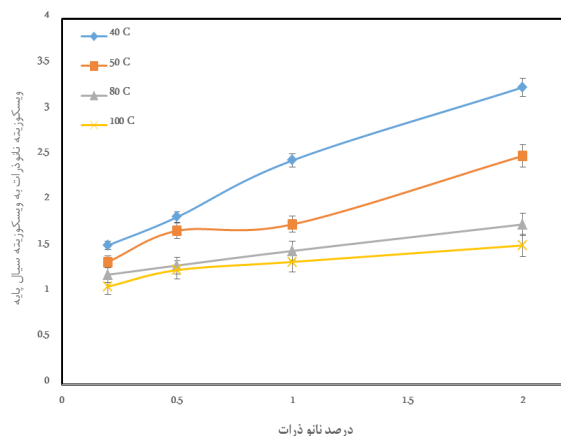
سیال پایه افزایش می‌یابد. بنابراین برای نانوذرات مختلف مطالعه شده در این تحقیق ویسکوزیته نانوسیال در رنج ۴۰ تا ۳۲۰ درصد نسبت به سیال پایه افزایش می‌یابد.

### ۳-۶- نتایج شبیه‌سازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی

نمودارهای شبیه‌سازی بدست آمده برای نانوسیال حاوی نانوذرات مختلف ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{NiO}$ ،  $\text{ZnO}$ ،  $\text{TiO}_2$ ) و  $\text{WO}_3$  نشان می‌دهد که تقریباً برای همه انواع نانوذرات پراکنده در نانوسیال ویسکوزیته خیلی به دما بستگی دارد (شکل ۱۰-۱۴). برای نانوذرات  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{TiO}_2$  و  $\text{ZnO}$  پراکنده در نانوسیال در کسر جرمی‌های زیر ۰/۵ درصد وزنی ویسکوزیته نسبی کمتر از یک هست ولی برای نانوذرات  $\text{WO}_3$  و  $\text{NiO}$  پراکنده در نانوسیال، ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات همیشه بیشتر از سیال پایه است. نمودارهای عملکرد برای نانوذرات  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{NiO}$ ،  $\text{TiO}_2$  و  $\text{ZnO}$  پراکنده در نانوسیال نشان می‌دهد که دقت روش پیشگویی خیلی بالا هست و مقادیر پیشگویی خیلی نزدیک به مقادیر واقعی هست. بنابراین می‌توان از نمودارهای شبیه‌سازی برای هر دما و کسر جرمی مختلفی که آزمایش انجام نشده مقادیر ویسکوزیته را بدست آورد.

### ۴- نتیجه‌گیری کلی

در این تحقیق تاثیر دما و کسر جرمی روی ویسکوزیته نانوسیال نفت خام حاوی نانوذرات  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ،  $\text{NiO}$ ،  $\text{ZnO}$

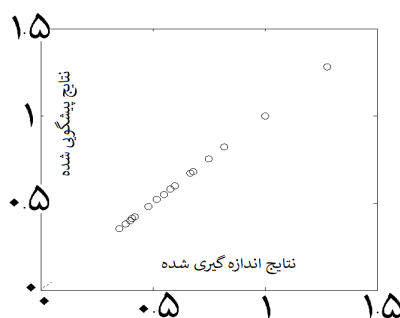
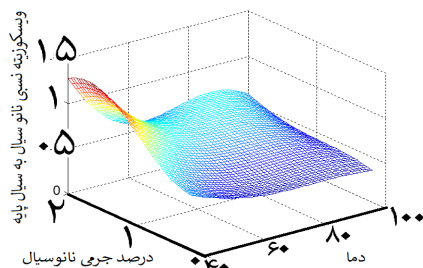


شکل ۹- ویسکوزیته نسبی نانوذرات  $\text{WO}_3$  نفت خام در دما و کسر جرمی‌های مختلف نانوذرات

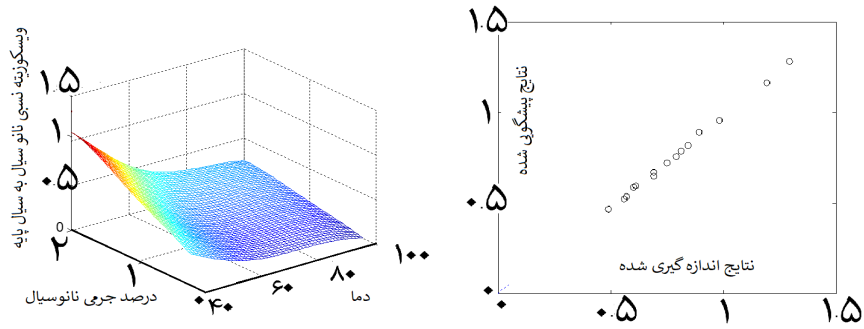
نانوذرات افزایش می‌یابد. این نتایج مشخص می‌کند که با افزایش کسر جرمی نانوذرات از ۰/۲ تا ۲ درصد وزنی در دماهای  $40^\circ\text{C}$ ،  $50^\circ\text{C}$ ،  $80^\circ\text{C}$  و  $100^\circ\text{C}$  ویسکوزیته نسبی نانوسیال حاوی نانوذرات مختلف به ترتیب حدود ۱۰۰، ۷۰، ۴۵، ۴۰ درصد افزایش می‌یابد.

### ۵-۳- انواع نانوذرات

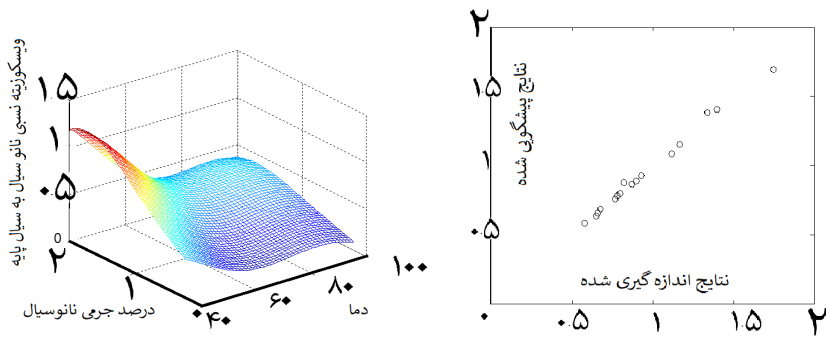
نتایج شکل‌های ۵ تا ۹ نشان می‌دهد که برای نانوذره پراکنده در نفت خام بعنوان سیال پایه تاثیر دما و کسر جرمی بطور چشمگیری می‌باشد و با اضافه کردن ۲ درصد جرمی نانوذره در سیال پایه ویسکوزیته نانوسیال ۳۲۰ درصد در  $40^\circ\text{C}$  افزایش می‌یابد. اما برای نانوذره‌های  $\text{TiO}_2$  اضافه کردن ۲ درصد وزنی نانوذرات ویسکوزیته نانوسیال ۴۰ درصد در همان دما نسبت به



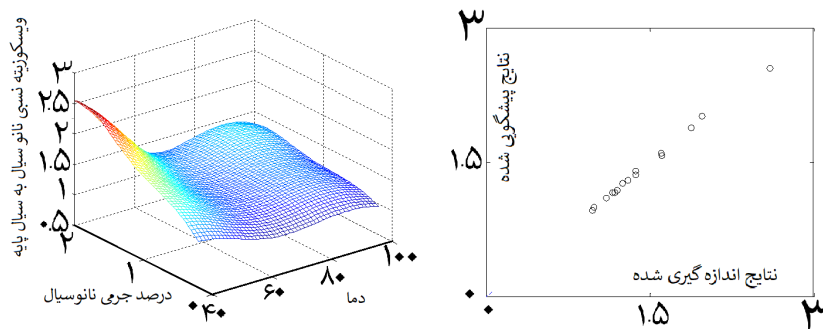
شکل ۱۰- عملکرد یادآوری و تعمیم شبکه RBF برای پیشگویی ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات  $\text{TiO}_2$



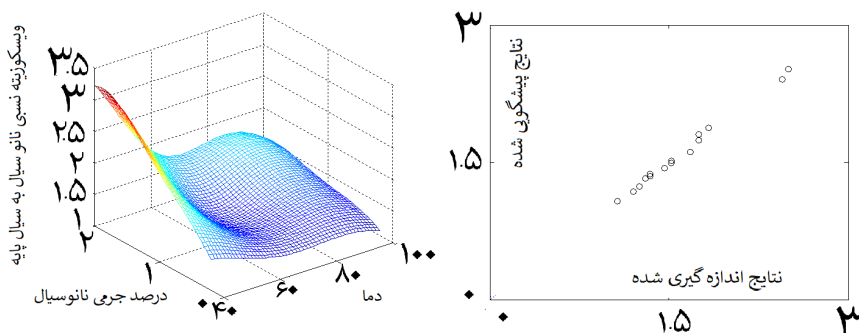
شکل ۱۱- عملکرد یادآوری و تعمیم شبکه RBF برای پیشگویی ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات  $Fe_2O_3$



شکل ۱۲- عملکرد یادآوری و تعمیم شبکه RBF برای پیشگویی ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات ZnO



شکل ۱۳- عملکرد یادآوری و تعمیم شبکه RBF برای پیشگویی ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات NiO



شکل ۱۴- عملکرد یادآوری و تعمیم شبکه RBF برای پیشگویی ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات  $WO_3$

سریع تغییر می‌کند. برای همه نانوذرات با افزایش دما و کاهش کسر جرمی، ویسکوزیته کاهش می‌یابد. علاوه بر آن برای نانوذرات  $WO_3$ ،  $NiO$  با افزایش کسر جرمی نانوذرات در هر شرایطی ویسکوزیته افزایش می‌یابد، اما برای نانوذرات  $ZnO$ ،  $TiO_2$ ،  $Fe_2O_3$  در کسر جرمی‌های پایین ویسکوزیته نسبت به ویسکوزیته سیال پایه کاهش می‌یابد ولی برای کسر جرمی‌های بالا، ویسکوزیته بیشتر از ویسکوزیته سیال پایه می‌شود.

$WO_3$  و  $TiO_2$  بررسی شده است که از شبکه‌های عصبی مصنوعی RBF برای پیشگویی ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات  $WO_3$  و  $Fe_2O_3$ ،  $NiO$ ،  $ZnO$ ،  $TiO_2$  در رنج دمایی  $40$  تا  $100$  °C و کسر جرمی  $0/2$  تا  $2$  درصد وزنی استفاده شد. مطالعات نشان می‌دهد که برای همه نانوذرات با افزایش دما و کاهش کسر جرمی، ویسکوزیته کاهش می‌یابد. در دماهای بالای  $50$  °C با تغییر کسر جرمی ویسکوزیته به آهستگی تغییر می‌یابد اما در دماهای کمتر از  $50$  °C با تغییر کسر جرمی، ویسکوزیته خیلی

## مراجع

- 1- Abdollahi A., Salimpour M.R., Etesami N, Experimental Analysis of Magnetic Field Effect on the Pool Boiling Heat Transfer of a Ferrofluid, *Appl. Therm. Eng.* 111., 1101–1110 , 2017
- 2- Darvanjooghi M.H.K., Pahlevaninezhad M., Abdollahi A, Davoodi S.M., Investigation of the Effect of Magnetic Field on Mass Transfer Parameters of CO<sub>2</sub> Absorption Using Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub>-Water Nanofluid, *AIChE J.* 2016
- 3- Jahanbaani A.R., Behzad T. Borhani S., Darvanjooghi M.H.K, Electrospinning of Cellulose Nanofibers Mat for laminated Epoxy Composite Production, *Fibers Polym.* 17 , 1438–1448, 2016
- 4- Longo A., Zilio C, Ortombina L., Zigliotto M, Application of Artificial Neural Network for Modeling Oxide-Based Nanofluids Dynamic Viscosity, *International Communications in Heat and Mass Transfer* 83, 8-14, 2017
- 5- Saidur R., Leong K., Mohammad H, A Review on Applications and Challenges of Nanofluids, *Renew. Sust. Energ. Rev.* 15,1646–1668, 2011
- 6- Mahian O., Kianifar A., Kalogirou S.A., Pop I., Wongwises S, A Review of the Applications of Nanofluids in Solar Energy, *Int. J. Heat Mass Transf.* 57, 582–594, 2013
- 7- Teng, T. P. Hung Y. H., Teng T. C., Mo H. E., Hsu H. G, The Effect of Alumina/water Nanofluid Particle Size on Thermal Conductivity, *Appl. Therm. Eng.* 30, 2213–2218, 2010
- 8- Mahbulbul, I., Saidur R, Amalina, M. Latest Developments on the Viscosity of Nanofluids, *Int. J. Heat Mass Transf.* 55 , 874–885, 2012
- 9- Mishra P.C., Mukherjee S., Nayak, S.K., Panda A, A Brief Review on Viscosity of Nanofluids, *Int. Nano Lett.* 4 , 109–120, 2014
- 10- Karimi H., Yousefi F and. Rahimi, M.R Correlation of Viscosity in Nanofluids Using Genetic Algorithm-Neural Network (GA-NN), DOI 10.1007/s00231-011-0802-z, *Heat Mass Transfer*, 1417-1425, 2011
- 11- Zhao N, , Materials Z. Li ,College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 1500001,china, 2017.
- 12- Thomas S., Sobhan C.B.P, A Review of Experimental Investigations on Thermal Phenomena in Nanofluids, *Nanoscale Res. Lett.* 6 -1, 2011
- 13- Namburu, P. Kulkarni, D. Dandekar, A. Das D, Experimental Investigation of Viscosity and Specific Heat of Silicon Dioxide Nanofluids, *IET Micro Nano Lett.* 2, 67–71, 2007
- 14- Nguyen, C. Desgranges, F. Roy, G. Galanis, N. Maré, T. Boucher, S. Mintsa H.A, Temperature and particle-size dependent viscosity data for water-based nanofluids–hysteresis phenomenon, *Int. J. Heat Fluid Flow* 28 , 1492–1506, 2007
- 15- Aladag B., Halefadi, S. Doner N., Maré, T. Duret S., Estellé, P Experimental Investigations of the Viscosity of Nanofluids at Low Temperatures, *Appl. Energy* 97 , 876–880, 2012
- 16- Sundar L.S., Singh M.K., Sousa A.C, Investigation of Thermal Conductivity and Viscosity of Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub> Nanofluid for Heat Transfer Applications, *Int. Commun. Heat Mass Transfer* 44 7–14, 2013
- 17- Prasher R., Song D., Wang J., Phelan P, Measurements of Nanofluid Viscosity and its Implications for Thermal Applications, *Appl. Phys. Lett.* 89 , 133108, 2006
- 18- Chen H., Ding Y. Tan , C, Rheological Behaviour of

- Nanofluids, *New J. Phys.* 9, 367-377, 2007
- 19- Schmidt A.J., Chiesa, M. Torchinsky D.H., Johnson, J.A. Boušani A., McKinley G.H., Nelson K.A., Chen G, Experimental Investigation of Nanofluid Shear and Longitudinal Viscosities, *Appl. Phys. Lett.* 92 , 244107, 2008
- 20- Murshed S., Leong K., Yang C, Investigations of Thermal Conductivity and Viscosity of Nanofluids, *Int. J. Therm. Sci.* 47 , 560–568, 2008
- 21- Naina H.K., Gupta R., Setia H., Wanchoo R, Viscosity and Specific Volume of TiO<sub>2</sub>/water Nanofluid, *J. Nanofluids* 1 , 161–165, 2012
- 22- Putra N., Roetzel W., Das S.K, Natural Convection of Nano-fluids, *Heat Mass Transf.* 39, 775–784, 2003
- 23- Hojjat, M., Etemad S.G, Bagheri, R., Thibault, J Rheological Characteristics of Non-Newtonian Nanofluids: Experimental Investigation, *Int. Commun. Heat Mass Transfer* 38 ,144–148, 2011
- 24- Hojjat M., Etemad, S.G . Bagheri, R. Thibault J, Rheological Characteristics of Non-Newtonian Nanofluids: Experimental Investigation, *Int. Commun. Heat Mass Transfer* 38 ,144–148, 2011
- 25- Longo G.A., Zilio C, Ceseracciu E., Reggiani M., Application of Artificial Neural Network for Prediction of Thermal Conductivity of Oxide-Water Nanofluids, *Universal of Padova, Department of Management and Engineering, Str.lla S.Nicola 3, Vicenza 1-36100, Italy, Available Online 10 December 2011.*
- 26- Esfe, M. H. Saedodin S., Sina, N. Afrand M, Designing an ANN to Predict TC and DV of Ferromagnetic Nanofluids, *International Communications in Heat and Mass Transfer* (2015).
- 27- Hosseinian, A. Baghebani J, Narooei, A. Agheyari, R. Maddah H.. Nanofluid Thermal Conductivity Prediction Model Based on Artificial Neural Network, *Original Research paper* , DOI: 10.7508. 2016
- 28- Vaferi, B. Samimi, F. Pakgozar, E. Mowla, D Artificial Neural Network Approach for Prediction of Thermal Behavior of Nanofluids Flowing Through Circular Tubes, doi: 10.1016/j.powtec.2014.06.062, 2014.
- 29- Yousef F., Karimi, H. Papari, M Modeling Viscosity of Nanofluids Using Diffusional Neural Networks, *Journal of Molecular Liquids*, 2012.
- 30- Ahmadloo, E. Azizi, S Prediction of Thermal Conductivity of Various Nanofluids Using Artificial Neural Networks, *ichmt-03370; No of Pages 7, International Communications in Heat and Mass Transfer*, 2016.
- 31- Shahsavand, A. Derakhshan Fard, F. Sotoudeh, F Application of Artificial Neural Networks for Simulation of Experimental CO<sub>2</sub> Absorption Data in a Packed Column, *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, Volume 3, Issue 3, Pages 518-529, 2011.
- 32- Giroso, F, Poggio, T Networks and the Best Approximation Property, *Artificial Intelligence laboratory , Center for Biological Information Processing, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, NA 02139, USA, 1989.*
- 33- Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, 1999.
- 34- Sugyama, M., Ogawa, H Optimal Design of Regularization Term and Regularization Parameter by Subspace Information Criterion, *Neural Networks*, 349 – 361, 2002.
- 35- Golub, G.H. Van loan, C.F. *Matrix Computations Third Edition*, the Johns Hopkins University Press, 1996.
- 36- T. Hastie, R. Tibshirani, Generalized Additive Models, *Statistical Science*, 297 – 318, vol.1, No.3, 1986.
- 37- Shahsavand, A. Ahmadpour, A. Application of Optimal RBF Neural Networks for Optimization and Characterization of Porous Materials, *Computes & Chemical Engineering* 29, 2134-2143, Elsevier, 2005.

