

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

فهیمة درخشان فرد^{۱*}، حسن عطاری^۲

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

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

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 NiO ، Fe_2O_3 ، ZnO ، TiO_2 ، 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 Fe_2O_3 ، ZnO ، TiO_2 ، WO_3 و NiO در دما و کسر جرمی‌های مختلف بر گرانیروی 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 گستردگی 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 نسبی به طور چشمگیری افزایش می‌یابد. برای دماهای بالاتر از 50°C ویسکوزیته نسبی کمتر از واحد به دست آمده که این نشان دهنده کاهش ویسکوزیته نانو سیال به سیال پایه می‌باشد. برای نانوذرات Fe_2O_3 ، TiO_2 ، ZnO ، با اضافه کردن مقدار کمی نانوذرات ویسکوزیته نسبت به سیال پایه کاهش می‌یابد. اما برای نانوذرات NiO و WO_3 برای همه کسر جرمی‌ها ویسکوزیته نانو سیال بالاتر از سیال پایه است.

پژوهش‌های کاربردی
مهندسی شیمی - پلیمر

فصلنامه علمی - پژوهشی بین‌رشته‌ای

سال دوم، شماره ۲، نسخه ۱،

تابستان ۱۳۹۷، صفحه ۸۹-۷۵

واژه‌های کلیدی

نانوسیالات
گرانیروی
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 ورودی های مدل شبکه عصبی مصنوعی دما، قطر ذرات و درصد حجمی می باشد. نتایج نشان داد که خطای مدل کمتر از ۲/۵ درصد می باشد [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 می دهد [۳۵]. برای پیشگویی رسانایی گرمایی نانوسیال‌ها، با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی مدلی از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش بینی شده است که نشان می دهد نانوسیالاتی که در آنها نانوذرات در درصد حجمی کمی در سیال حل می شود، 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 می باشد. نفت خام با API° برابر ۲۰ از شرکت پالایشگاه اصفهان با

که با افزایش دما ویسکوزیته دینامیکی نانوسیال با اندازه مختلف ذرات کاهش می یابد [۲۶]. بررسی‌ها نشان می دهد که با افزایش دما در رنج ۳۵-۵۰°C ویسکوزیته نانوسیال کاهش می یابد [۲۷]. تاثیر دما روی ویسکوزیته نانوسیال آب - Fe_2O_3 تحقیق شده است که نتایج نشان داده است که با افزایش دما در رنج ۲۰-۶۰°C ویسکوزیته نانوسیال کاهش می یابد [۲۸]. تاثیر دما روی ویسکوزیته نانوسیال‌های Al_2O_3 - آب و CNT - آب در غلظت‌های پایین بررسی شده است که نشان می دهد با افزایش دما ویسکوزیته کاهش می یابد [۲۹]. مطالعات زیادی نشان می دهد که با افزایش دما ویسکوزیته نانوسیال کاهش می یابد ولی بعضی تحقیقات نشان می دهد که با افزایش دما هیچ تغییری در ویسکوزیته ایجاد نمی شود [۱۵]. در تحقیقی از نانوذرات Al_2O_3 و TiO_2 در آب استفاده شده است که مشخص شده با افزایش دما در رنج ۲۰-۶۰°C ویسکوزیته نسبی نانوذرات بطور واضح تغییر نمی کند [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 می باشد. نتایج نشان داد که در حالت ترکیبی ۳۹٪ خطا کمتر از حالت‌هایی خواهد بود که یکی از مدل‌ها استفاده می شود [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 می کند که نتایج قابل قبولی در امر پیشگویی داده‌های آزمایشگاهی نشان می دهد [۳۳]. برای

جدول ۱- ویسکوزیته نفت خام در دماهای مختلف

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

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.

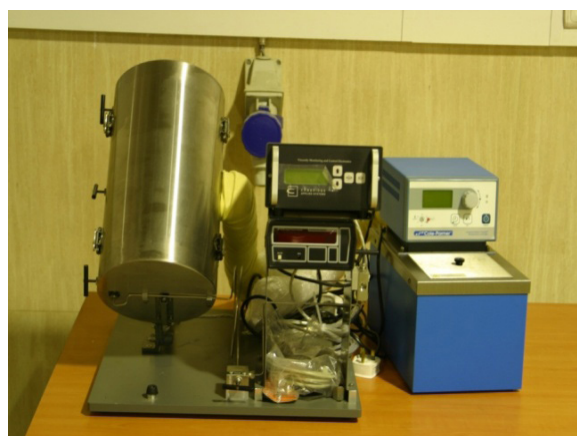
۲-۳- اندازه‌گیری ویسکوزیته

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 نورونی 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 Adaline و Percep- tron 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 اندازه گیری شده $y(x_p)$ خروجی شبکه متناظر با ورودی x_p تنظیم نمایند. در آموزش هدایت شده، یک ناظر مورد نیاز است که سیگنال هدف خروجی $y(x_p)$ 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

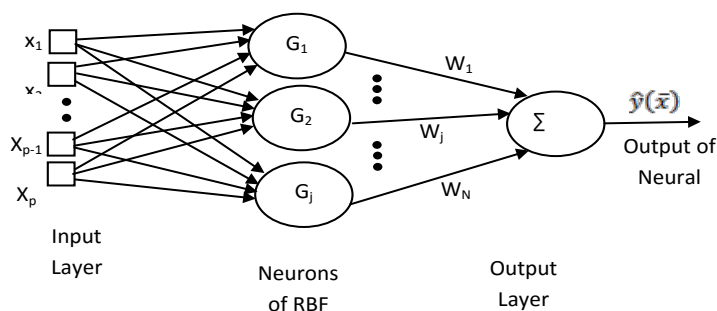
غیر معین w_j s جاسازی شده است. در سال ۱۹۹۹ Poggio and Girosi تابع Green را تعریف کردند. این تابع ایزوتروپیک چند بعدی تبدیلی و چرخشی است و تعداد نامحدودی مشتق پیوسته دارد [۲۰].

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

ظاهر شده در رابطه‌ی (۱) به گستردگی ایزوتروپیک (Isotropic spread) تابع j^{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



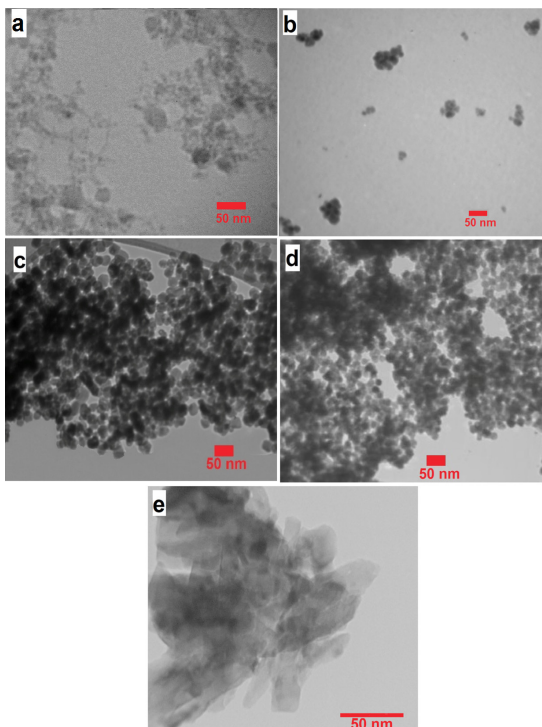
شکل ۲- شبکه رگولاریزاسیون تک لایه

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 Fe_2O_3 ، ZnO ، TiO_2 ، WO_3 و NiO پراکنده شده در نفت خام در رنج قطر متوسط از ۱۰ - ۴۰ نانومتر با اندیس پراکندگی برای نانوذرات 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) Fe_2O_3 ، (b) NiO ، (c) ZnO ، (d) TiO_2 ، (e) WO_3 استفاده شده در این مطالعه

نورونهای شبکه‌های رگولاریزاسیون است. e_k بردار واحد k^{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].

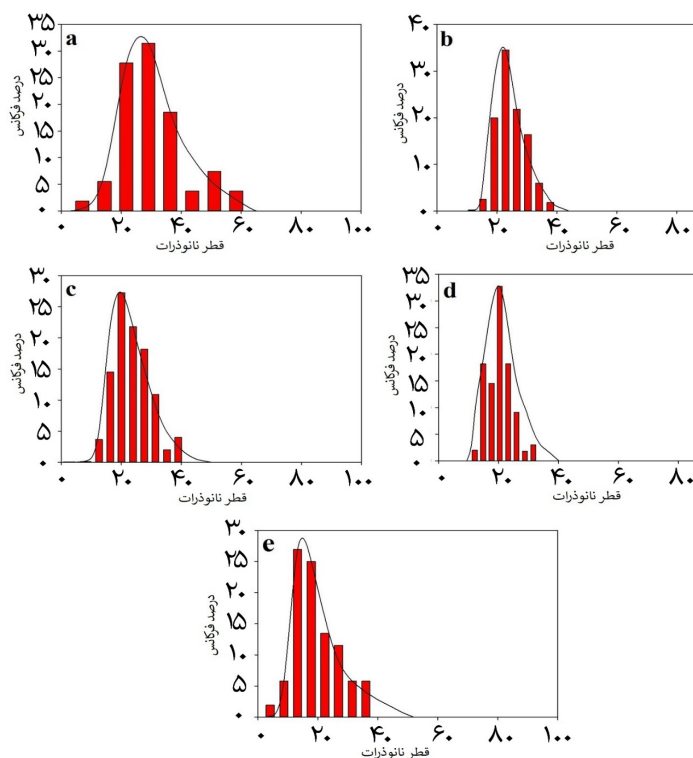
عملکرد تعمیم شبکه به سادگی از $f = G$ محاسبه می‌شود و با جایگزینی w_λ از رابطه ۲ خواهیم داشت:

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

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 λ 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 λ و δ است. بنابراین مقدار بهینه پارامترهای رگولاریزاسیون λ^* (حداقل کردن) $CV(\lambda)$ خیلی به گستردگی ایزوتروپیک وابسته است. به عبارت دیگر مقدار مناسب λ^* خیلی وابسته به δ برای داده‌های ویژه با میزان noise ثابتی است. همبستگی قوی بین این دو پارامتر (λ^* و δ) 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 λ و δ 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 NiO و Fe_2O_3 ، ZnO ، TiO_2 ، 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°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 کسر جرمی Fe_2O_3 که در سیال پایه پراکنده شده است. این نتایج بیان می کند که در دمای 40°C با افزایش کسر جرمی نانوذرات ویسکوزیته نسبی حدود ۵۰ درصد افزایش می یابد. علاوه بر آن برای نانوسیال حاوی ۲ درصد وزنی نانوذرات Fe_2O_3 ، دما تاثیر بیشتری روی ویسکوزیته نانوسیال دارد. برای دماهای بالای 50°C افزایش کسر جرمی تاثیر ناچیزی روی ویسکوزیته نانوسیال دارد. برای نانوسیال حاوی Fe_2O_3 با کاهش دما و افزایش کسر جرمی ویسکوزیته افزایش می یابد. شکل ۷ ویسکوزیته نسبی نانوسیال با کسر جرمی

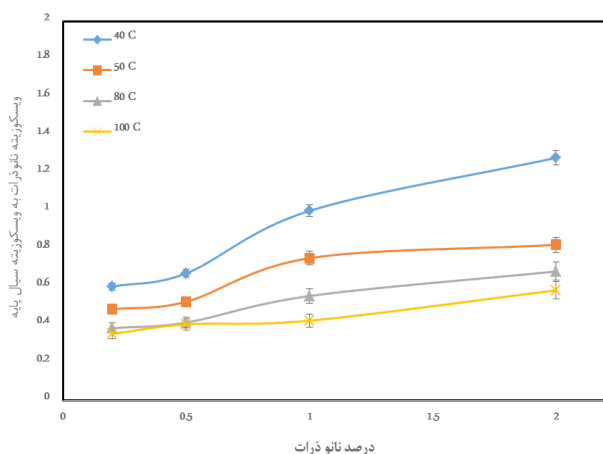
رقیق شده است). نتایج آنالیز DLS مشخص می کند که هیچ تجمیع نانوذرات NiO و Fe_2O_3 ، ZnO ، TiO_2 ، WO_3 مشاهده نشده و اندازه ذرات بدست آمده از آنالیز TEM را تایید می کند.

۳-۲- ویسکوزیته

جدول ۳ ویسکوزیته نفت خام و نانوسیال را گزارش می کند که داده‌های مربوط به ویسکوزیته نسبی نانوسیال‌ها از این جدول بدست آمده است. شکل ۵ ویسکوزیته نسبی نانوسیال با کسر جرمی مختلف در دماهای متفاوت برای نانوذرات 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 حالت‌ها (دمای 40°C و کسر جرمی ۲ درصد) در بقیه موارد با افزایش کسر جرمی نانوذرات ویسکوزیته نانوسیال نسبت به سیال پایه کاهش یافته است. نتایج نشان می دهد که برای دماهای بالای 50°C

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

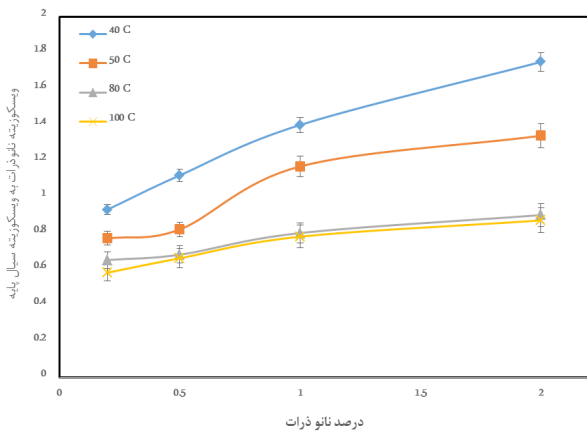
انواع نانوذرات	درصد وزنی	ویسکوزیته			
		۴۰ C	۵۰ C	۸۰ C	۱۰۰ C
بدون نانوذرات	۰	۱۶۹/۷۴	۱۰۵/۳	۴۰/۴۵	۲۹/۵۹
Fe ₂ O ₃	۰/۲	۱۴۴/۲۷۹	۷۳/۷۱	۲۳/۴۶۱	۱۴/۷۹۵
	۰/۵	۱۶۸/۰۴	۸۴/۲۴	۲۴/۶۷۴	۱۶/۸۶۶
	۱	۲۰۳/۶۸	۹۴/۷۷	۲۸/۳۱۵	۱۸/۳۴۵
	۲	۲۸۷/۳۷	۱۳۶/۸۹	۳۳/۱۶۹	۲۲/۴۸۸
NiO	۰/۲	۲۱۲/۱۷	۱۲۴/۲۵	۴۰/۰۴	۲۸/۷
	۰/۵	۲۷۳/۲۸	۱۴۴/۲۶	۴۸/۵۴	۳۲/۵۵
	۱	۳۱۹/۱۱	۱۶۸/۴۸	۵۲/۵۸	۳۴/۱۹
	۰/۲	۴۴۱/۳۲۴	۲۰۸/۴۹	۵۵/۴۱	۳۸/۴۷
WO ₃	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 ₂	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



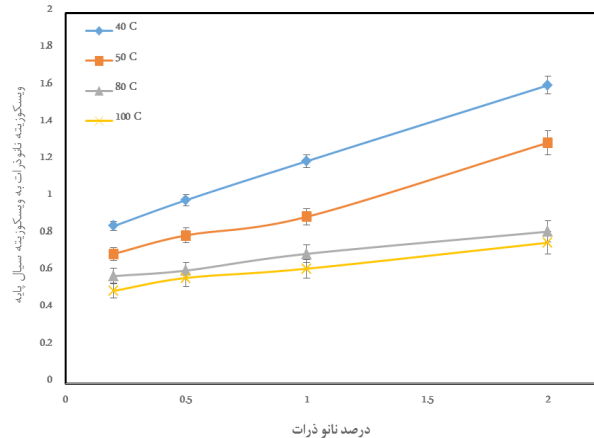
شکل ۵- ویسکوزیته نسبی نانوذرات TiO₂ - نفت خام در دما و کسر جرمی های مختلف نانوذرات

و دماهای مختلف برای نانوسیال ZnO - نفت خام را مشخص می کند. این نتایج نشان می دهد که با افزایش بار نانوذرات و کاهش دما، ویسکوزیته افزایش می یابد. برای دماهای بالای ۵۰°C ویسکوزیته نانوسیال در تمام کسر جرمی ها (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 نمی شود این در حالی هست که در دمای ۴۰°C ویسکوزیته بیش از ۴۵ درصد با افزایش کسر جرمی افزایش می یابد.

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 می دهد. این نتایج نشان می دهد که برای نانوسیال نفت خام-NiO در مقایسه



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

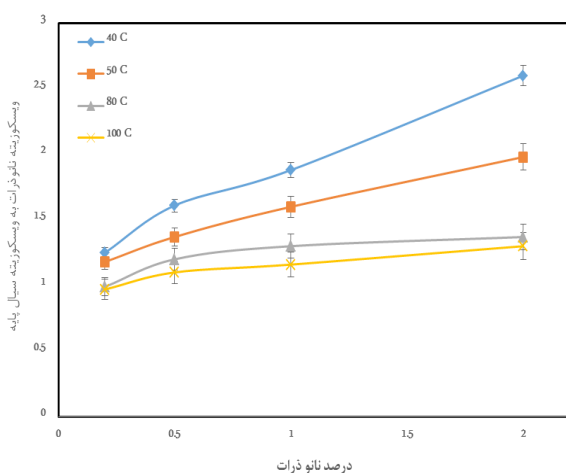


شکل ۶- ویسکوزیته نسبی نانوذرات Fe₂O₃- نفت خام در دما و کسر جرمی های مختلف نانوذرات

نانوسیال حاوی هر نوع نانوذره افزایش دما باعث کاهش ویسکوزیته می شود. برای نانوذرات WO₃ 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 WO₃ 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 WO₃ 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

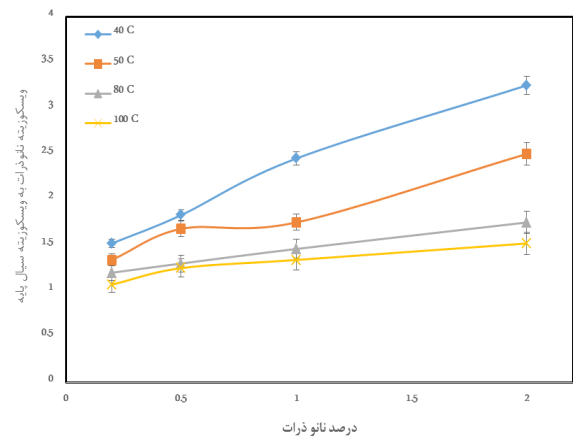
سیال پایه افزایش می‌یابد. بنابراین برای نانوذرات مختلف مطالعه شده در این تحقیق ویسکوزیته نانوسیال در رنج ۴۰ تا ۳۲۰ درصد نسبت به سیال پایه افزایش می‌یابد.

۳-۶- نتایج شبیه سازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی

نمودارهای شبیه سازی بدست آمده برای نانوسیال حاوی نانوذرات مختلف (Fe_2O_3 , NiO , ZnO , TiO_2) و WO_3 نشان می‌دهد که تقریباً برای همه انواع نانوذرات پراکنده در نانوسیال ویسکوزیته خیلی به دما بستگی دارد (شکل ۱۰-۱۴). برای نانوذرات Fe_2O_3 , TiO_2 و ZnO پراکنده در نانوسیال در کسر جرمی‌های زیر ۰/۵ درصد وزنی ویسکوزیته نسبی کمتر از یک هست ولی برای نانوذرات WO_3 و NiO پراکنده در نانوسیال، ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات همیشه بیشتر از سیال پایه است. نمودارهای عملکرد برای نانوذرات Fe_2O_3 , NiO دقت روش پیشگویی خیلی بالا هست و مقادیر پیشگویی خیلی نزدیک به مقادیر واقعی هست. بنابراین می‌توان از نمودارهای شبیه سازی برای هر دما و کسر جرمی مختلفی که آزمایش انجام نشده مقادیر ویسکوزیته را بدست آورد.

۴- نتیجه گیری کلی

در این تحقیق تاثیر دما و کسر جرمی روی ویسکوزیته نانوسیال نفت خام حاوی نانوذرات Fe_2O_3 , NiO , ZnO

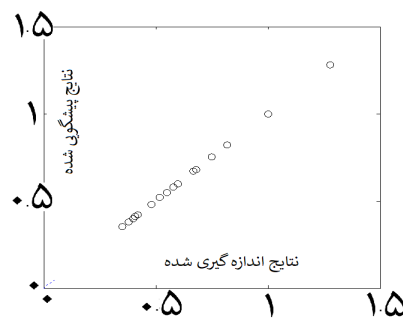
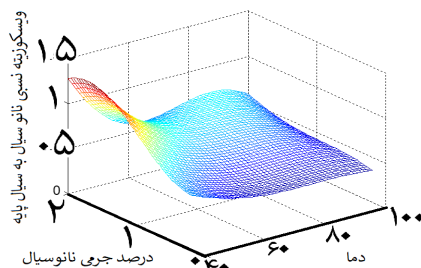


شکل ۹- ویسکوزیته نسبی نانوذرات WO_3 - نفت خام در دما و کسر جرمی‌های مختلف نانوذرات

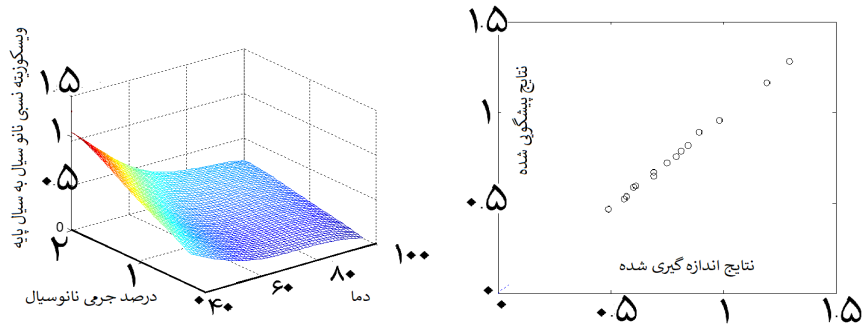
نانوذرات افزایش می‌یابد. این نتایج مشخص می‌کند که با افزایش کسر جرمی نانوذرات از ۰/۲ تا ۲ درصد وزنی در دماهای 40°C ، 50°C ، 80°C و 100°C ویسکوزیته نسبی نانوسیال حاوی نانوذرات مختلف به ترتیب حدود ۱۰۰، ۷۰، ۴۵، ۴۰ درصد افزایش می‌یابد.

۵-۳- انواع نانوذرات

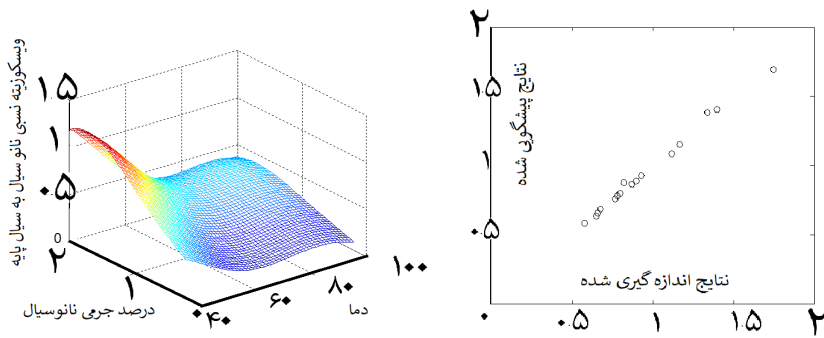
نتایج شکل‌های ۵ تا ۹ نشان می‌دهد که برای نانوذره پراکنده در نفت خام بعنوان سیال پایه تاثیر دما و کسر جرمی بطور چشمگیری می‌باشد و با اضافه کردن ۲ درصد جرمی نانوذره در سیال پایه ویسکوزیته نانوسیال ۳۲۰ درصد در 40°C افزایش می‌یابد. اما برای نانوذره‌های TiO_2 اضافه کردن ۲ درصد وزنی نانوذرات ویسکوزیته نانوسیال ۴۰ درصد در همان دما نسبت به



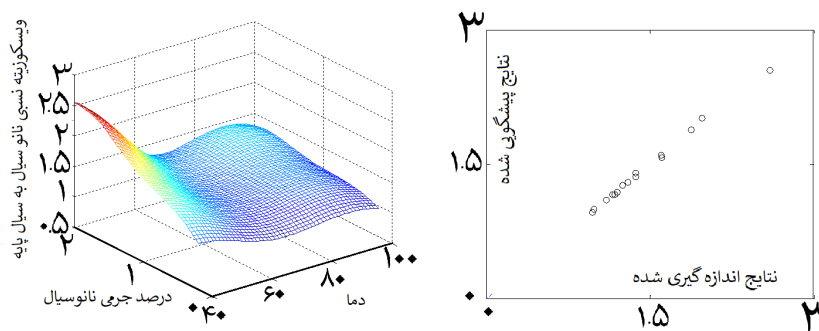
شکل ۱۰- عملکرد یادآوری و تعمیم شبکه RBF برای پیشگویی ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات TiO_2



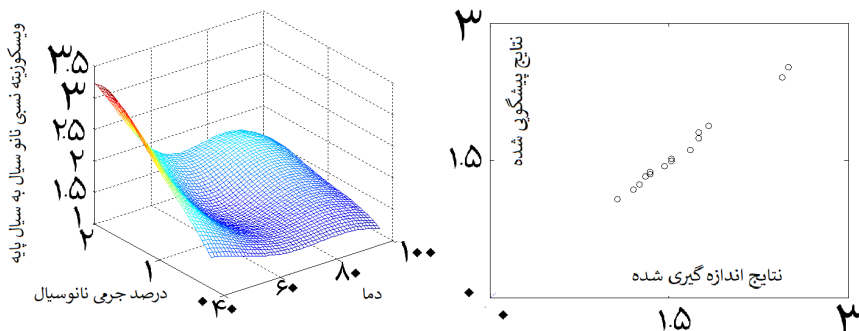
شکل ۱۱- عملکرد یادآوری و تعمیم شبکه RBF برای پیشگویی ویسکوزیته نانوسیال حاوی نانوذرات Fe_2O_3



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 ۴۰ تا ۱۰۰ °C و کسر جرمی ۰/۲ تا ۲ درصد وزنی استفاده شد. مطالعات نشان می‌دهد که برای همه نانوذرات با افزایش دما و کاهش کسر جرمی، ویسکوزیته کاهش می‌یابد. در دماهای بالای ۵۰ °C با تغییر کسر جرمی ویسکوزیته به آهستگی تغییر می‌یابد اما در دماهای کمتر از ۵۰ °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 CO₂ Absorption Using Fe₃O₄-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 Fe₃O₄ 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 $\text{TiO}_2/\text{water}$ 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_2 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.

