استفاده از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ویسکوزیته اسیدهای ژله‌ای در مخازن کربناته: اعتبارسنجی شبکه‌های عصبی با داده‌های آزمایشگاهی

عباس نجفی[1*]، رامین کاوسی[2]، سیدجواد سیدی[3]

۱. کارشناسی ارشد مهندسی بهره‌برداری، اداره مهندسی بهره‌برداری، شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب، اهواز، ایران

۲. کارشناسی مهندسی نفت، اداره مهندسی بهره‌برداری، شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب، اهواز، ایران

۳. کارشناسی ارشد مهندسی مخازن، اداره مهندسی بهره‌برداری، شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب، اهواز، ایران

آدرس پست الکترونیکی نویسنده مسئول مکاتبات: najafi.a@nisoc.ir

مقاله‌ی علمی-پژوهشی

صفحه ۴۳ - ۵۱

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۷/۱۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۳۰

چکیده

در عملیات اسیدکاری از اسیدهای ژله‌ای به‌عنوان منحرف‌کننده سیال به جهت افزایش راندمان عملیات در مخازن ناهمگن کربناته استفاده می‌شود. چالش اصلی در این زمینه، تغییرات ویسکوزیته ژل‌ها در حین و پس از عملیات است. ویسکوزیته این ژل‌ها به‌شدت تحت تأثیر تغییرات pH قرار می‌گیرد و پیش‌بینی دقیق رفتار آن‌ها می‌تواند به موفقیت عملیات کمک کند. این تحقیق به پیش‌بینی ویسکوزیته ظاهری ژل اسید به‌عنوان تابعی از pH با استفاده از یادگیری ماشین پرداخته است. در این راستا، از روش یادگیری نظارت‌شده و الگوریتم شبکه‌های عصبی بهره‌گیری شده است. دو مدل مختلف طراحی و نتایج آن‌ها با داده‌های آزمایشگاهی مقایسه شده است. هر دو شبکه عصبی شامل ۵ لایه بوده و هر لایه دارای ۱۵ نورون است. نتایج به دست آمده نشان‌دهنده دقت کافی مدل‌ها هستند و می‌توانند به‌عنوان جایگزینی مؤثر برای اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی عمل کنند.

کلیدواژه‌ها: اسید ژله‌ای، ویسکوزیته، اسیدکاری گسترده، مخازن کربناته، یادگیری ماشین، شبکه عصبی، یادگیری نظارت شده

۱. مقدمه

یکی از روش‌هایی که جهت افزایش یا نگهداشت تولید نفت و گاز در صنعت نفت مورد استفاده قرار می‌گیرد روش‌های انگیزش (تحریک) چاه می‌باشند که روش‌های موفقی در بهبود تولید نفت محسوب می‌شوند[۱]. روش‌های انگیزش چاه شامل: شکاف هیدرولیکی (پروپانتی و شکاف اسیدی) و اسید کاری گسترده می‌باشد[۲]. عملیات‌های شکاف هیدرولیکی یا شکاف اسیدی بیشتر در مخازنی انجام می‌گیرند که تراوایی اولیه سنگ سازندی کم (کمتر از ۵ میلی دارسی) باشد و هدف آن ایجاد شکاف‌های رسانا از چاه به داخل سازند به‌منظور افزایش شاخص تولید چاه است[۳, ۴]. اما عملیات اسیدکاری گسترده در تمامی مخازن مورد استفاده قرار می‌گیرد. جایی که به علت پدیده‌های مختلف تراوایی سازند در اطراف دهانه چاه کاهش یافته در نتیجه سبب ایجاد یک افت فشار مضاعف شده که باعث کاهش تولید یا تزریق می‌گردد[۵]. مکانیزم‌هایی که باعث آسیب سازند در نتیجه کاهش تراوایی می‌شوند شامل: مکانیکی، شیمیایی، بیولوژیکی و حرارتی می‌باشند[۶]. در صنعت نفت معمولاً جهت از بین بردن این آسیب سازند ایجاد شده در نزدیکی دهانه چاه و یا

ایجـاد مسیرهای جریـانی جدید از روش اسیدکاری گسـترده استفاده می‌شود.

در عملیـات اسیـدکاری گسـترده کـه رایج‌تریـن عملیات انگیزش چاه می‌باشـد، محلول اسیدی با فشاری کمتر از فشار شکسـت سـازند و بیشتر از فشار سیال سـازندی به داخل چاه تزریق می‌شـود. ایـن محلول اسیـدی با مواد معدنی تشـکیل دهنـده سـنگ و یا رسـوبات غیـر آلی تشـکیل شـده واکنش داده و آن‌هـا را در خـود حـل کرده و سـبب ایجـاد مسیرهای جریانی شـده که نهایتاً منجر به افزایـش تراوایی می‌گردد[۷]. در کاربردهـای میـدانی در مخـازن لایم اسـتون ($CaCO_3$) یا دولومیـتی ($CaMg(CO_3)_2$) معمـولاً از هیدروکلریـک اسیـد (HCl) بـا غلظت‌هـای ۱۵ یـا ۲۸ درصـد اسـتفاده می‌شـود. واکنش این اسید به شکل زیر می‌باشد[۸]:

$$2HCl + CaCO_3 \rightarrow CaCl_2 + H_2O + CO_2$$

$$4HCl + CaMg(CO_3)_2 \rightarrow CaCl_2 + MgCl_2 + 2H_2O + 2CO_2$$

همچنیـن می‌توان از اسیدهای آلی مانند اسـتیک اسید یا فرمیک اسید جهت کاهش نرخ واکنش اسید با سنگ سازندی جهت افزایش عمق نفوذ اسید به داخل سازند استفاده کرد[۸]

مخـازن کربناتـه دارای ناهمگنی‌های زیادی می‌باشـند که سـبب کاهش بازده عملیات اسیدکاری در آن‌ها می‌گردد[۹]. در حیـن تزریق محلـول اسیدی به داخل چنین سـازندهایی، محلـول اسیـدی بیشـتر وارد ناحیـه پر تراوا شـده و تـراوایی آن را بـه میزان بیشـتری نسـبت به قسـمت کم‌تـراوا افزایش می‌دهد که سـبب کاهش بـازده عملیات اسیدکاری گسـترده می‌گردد[۱۰]. در حالی که در عملیات اسیدکاری تلاش بر این اسـت که تراوایی قسمت‌هایی که تراوایی کمتری دارند بیشتر بهبود بخشیده شـود. یکی از روش‌هـای افزایش بازده عملیات اسیدکاری گسـترده در مخـازن ناهمگن، اسـتفاده از منحرف کننده‌هـای جریـانی می‌باشـند. تاریخچه اسـتفاده از منحرف کننده‌هـا به سـال ۱۹۳۶ برمی‌گردد که شـرکت هالیبرتون از صابون کلسیـم به‌عنوان یـک منحرف کننده جریان اسـتفاده کـرد[۱۱]. ایـن منحـرف کننده‌هـا بـه دو دسـته مکانیـکی و شیمیایی تقسیم می‌شوند. منحرف کننده‌های مکانیکی به‌طور کامل قسمتی از مخزن را مسدود کرده و باعث می‌شوند سیال انگیزشی مستقیماً به سمت ناحیه مورد نظر برود[۱۲]. اگرچه منحـرف کننده‌های مکانیکی روش‌های کارآمدی هسـتند اما هزینه بالای آن‌ها و همچنین ریسـک‌های ناشی از تداخل ابزار بـا دهانه چاه اسـتفاده از آن‌ها را محدود سـاخته اسـت[۱۳].

منحـرف کننده‌هـای شیمیـایی روشی جهت کمـک به بهبود بـازده عملیات‌های انگیزش چاه و یا جانمایی مناسـب سیالات چه در چاه‌های قائم و چه در چاه‌های افقی می‌باشد[۱۲, ۱۴]. منحـرف کننده‌هـای شیمیایی معمولاً جهت مسـدود سـازی موقـتی ناحیه‌ای مورد اسـتفاده قـرار می‌گیرند و ویسـکوزیته آن‌هـا یک پارامتر کلیدی اسـت که میـزان موفقیت‌آمیز بودن آن‌هـا در منحـرف کردن سیـال را بیان می‌کنـد[۱۵]. یکی از مهم‌تریـن منحرف کننده‌های شیمیایی ژل اسیدها می‌باشـند که به‌طور گسترده در صنعت استفاده می‌شوند[۱۳, ۱۶-۱۸].

ژل اسیدها که بر اسـاس ژله‌ای شـدن هیدروکلریک اسید به‌طـور گسـترده در صنعت نفـت و جهت انگیزش چـاه مورد استفاده قرار می‌گیرد، مانع از هرز روی سیال اسیدی به داخل نواحی پرتراوا می‌شود. همچنین این اسیدهای ژله‌ای با کاهش نرخ واکنش اسید با سـنگ سـازندی باعـث افزایش عمق نفوذ اسیـد و در نتیجـه افزایش شـاخص تولید می‌گـردد[۱۹]. در سـاخت ژل اسیدهای درجا معمولاً علاوه بر افزایه‌های مرسـوم در عملیات‌های اسیـدکاری، از پلی آکرلامیدها به‌عنوان عامل ژل ساز، متصل کننده‌های عرضی بر پایه آهن و ژل شکن‌های شیمیایی اسـتفاده می‌شـود[۲۰]. بنابراین اسـتفاده از این ژل اسیدهـای به‌منظـور انگیـزش یونیفرم تـر مورد اسـتفاده قرار می‌گیرنـد. همان‌طور که ذکر شـد این اسیدهـا با اضافه کردن پلیمر، متصل کنندههای عرضی و ژل شکن‌ها ساخته می‌شوند و PH محلـول به‌عنـوان عامل کنتـرل کننده ویسـکوزیته آن شـناخته می‌شـود. ویسـکوزیته اولیـه ایـن محلول کـه میزان PH آن پایین اسـت، کم می‌باشـد. با انجـام واکنش بین اسید و سـنگ و مصرف اسید، میزان PH شـروع به افزایش می‌کند. بـا افزایـش PH، متصـل کننده‌هـای عـرضی فعـال شـده و با اتصال مولکول‌های پلیمر به یکدیگر باعث افزایش ویسکوزیته محلول می‌شوند. این روند افزایش ویسکوزیته تا میزان معینی پیشـروی می‌کند. اما با تجاوز بیشـتر PH از مقدار معینی، ژل شـکن‌ها فعال شده و شروع به شکسـتن زنجیره‌های پلیمری کرده که سـبب می‌شـود ویسـکوزیته محلول مجـدداً کاهش یابد[۲۱, ۲۲].

امروزه یادگیری ماشین به ابزاری قدرتمند جهت پیشـبرد فعالیت‌هـای پژوهـشی و توسـعه بیشـتر حوزه‌هـای مختلـف علمی شـده است. یادگیری ماشین به روش‌ها و الگوریتم‌هایی اطـلاق می‌شـود که بـه سیسـتم‌ها ایـن امـکان را می‌دهند تا بـدون برنامه‌نویسی صریـح، از داده‌ها یاد بگیرنـد و پیش‌بینی یا تصمیم‌گیری کننـد[۲۳]. روش‌های اصلی یادگیری ماشین

شـامل موارد زیر می‌باشـند: یادگیری نظارت شـده، یادگیری غیر نظارت شده، یادگیری نیمه نظارت‌شده، یادگیری تقویتی و یادگیـری عمیـق[۲۴]. در روش یادگیـری نظارت‌شـده، مـدل بـا اسـتفاده از داده‌هـای برچسـب‌گذاری شـده آموزش می‌بینـد. بهعبـارت دیگـر، ورودی‌هـا بـه همـراه خروجی‌های صحیـح در دسـترس هسـتند و هـدف ایـن اسـت کـه مـدل بتوانـد پیش‌بینی‌های دقیقی برای داده‌هـای جدید ارائه دهد. مثال‌ها شـامل رگرسیون و طبقه‌بندی هستند[۲۵]. در روش یادگیری غیر نظارت‌شده، داده‌ها بدون برچسب هستند و مدل باید خود به کشف الگوها و ساختارهای داخلی داده‌ها بپردازد. نمونه‌هـایی از این نوع یادگیری شـامل خوشـه‌بندی و کاهش ابعـاد می‌باشـند[۲۶]. یادگیـری نیمه نظارت شـده ترکیبی از یادگیری نظارت شـده و غیر نظارت شده است. در اینجا، مدل با اسـتفاده از تعداد کمی از داده‌های برچسـب‌گذاری شـده و حجم زیادی از داده‌های بدون برچسـب آموزش می‌بیند[۲۷]. در روش یادگیـری تقویتی، مدل با تعامـل با محیط و دریافت بازخـورد (پاداش یا جریمه) به یادگیـری می‌پردازد. هدف این اسـت که سیاسـتی را پیـدا کند که بیشـترین پـاداش کلی را در طـول زمان به دسـت آورد. ایـن روش در بازی‌ها و رباتیک کاربـرد دارد[۲۸]. یادگیـری عمیق نـوعی از یادگیری ماشین است که از شبکه‌های عصبی عمیق استفاده می‌کند. این روش به‌ویـژه در پـردازش تصویر، گفتار و زبان طبیـعی بسیار موفق بوده است. شبکه‌های عصبی شامل لایه‌های متعدد از نورون‌ها هسـتند که به مدل اجازه می‌دهند ویژگی‌های پیچیده‌تری را یـاد بگیرند. هر کـدام از ایـن روش‌ها کاربردهـای خاص خود را دارند و بسـته بـه نوع مسـئله و داده‌های موجـود می‌توانند انتخاب شوند[۲۹].

در ایـن پژوهـش از روش یادگیـری نظـارت شـده جهـت آموزش ماشین اسـتفاده اسـت. یادگیری نظارت‌شـده، یکی از اصلی‌تریـن روش‌های یادگیری ماشین اسـت کـه در آن مدل با اسـتفاده از داده‌های آموزشی برچسـب‌گذاری شده آموزش می‌بینـد. بهعبـارت دیگر، در ایـن روش، هـر ورودی به همراه خـروجی صحیـح یا برچسـب آن ارائه می‌شـود و هـدف مدل ایـن اسـت که الگوهـا و روابط موجـود در داده‌ها را شناسـایی کنـد تا بتواند برای داده‌های جدیـد پیش‌بینی‌هایی ارائه دهد. ویژگی‌های کلیدی یادگیری نظارت‌شده:

۱. داده‌هـای برچسـب‌گذاری شـده: بـرای آمـوزش مـدل، بایـد از داده‌هایی اسـتفاده کرد که خروجی‌های درسـت (برچسـب‌ها) را دارند. مثـلاً در یک مسـئله طبقه‌بندی، داده‌ها ممکن اسـت شامل تصاویر و برچسب‌های مربوط به دسته‌بندی آن‌ها باشند.

۲. الگوریتم‌هـای مختلف: انواع مختلفی از الگوریتم‌ها وجود دارد که می‌توانند در یادگیری نظارت‌شده استفاده شوند، مانند:

- رگرسیون خطی برای پیش‌بینی مقادیر عددی
- درخت تصمیم برای دسته‌بندی داده‌ها
- شـبکه‌های عصبی برای مسائل پیچیده طبقه‌بندی و پیش‌بینی

۳. فرآیند آموزش و ارزیابی: داده‌های آموزشی به دو بخش تقسـیم می‌شـوند: بخش اول برای آموزش مدل و بخش دوم بـرای ارزیابـی عملکـرد آن. معمـولاً از تکنیک‌های ماننـد ارزیابی متقاطع نیز اسـتفاده می‌شـود تـا بهترین عملکرد مدل تضمین شود.

۴. کاربردها: یادگیری نظارت‌شـده در بسـیاری از کاربردها مورد استفاده قرار می‌گیرد، از جمله:

- تشخیص چهره
- پیش‌بینی داده‌های عددی
- دسته‌بندی متن‌ها

به علـت پیچیدگی‌های آزمایش‌های بـررسی تأثیر PH بر روی ویسـکوزیته ژل اسیدها، تاکنـون آزمایش‌های محدودی در این زمینه صورت گرفته اسـت. به علت اینکه پدیده ژله‌ای شـدن و تغییر ویسـکوزیته یک پارامتر کلیـدی برای منحرف کردن جریان است، بنابراین انگیزش کارآمد نیازمند آگاهی از نحوه تغییر ویسـکوزیته ژل اسیدها می‌باشـد. در این پژوهش بـه کمک یادگیـری ماشین و بـا اسـتفاده از داده‌های حاصل از مدل‌سـازی عـددی و داده‌هـای محـدود آزمایشـگاهی بـه پیش‌بینی تغییرات ویسـکوزیته با تغییر PH پرداخته شـده و در انتها نتایج حاصل از ماشین با نتایج آزمایشـگاهی مقایسـه شده است.

۲. روش پژوهش

رتنـاکار و همـکاران [۲۱] با انجام مدل‌سـازی عددی و به کمک روابط ریاضیاتی به توسعه مدل ریاضیاتی جهت محاسبه ویسـکوزیته ژل اسیدها پرداخته‌انـد. آن‌ها با فرض دمای ۲۰۰ درجـه فارنهایت (که دمـای معقول برای مخازن نفـتی بوده)،

اسید هیدروکلرید ریگ با غلظت ۱۵ درصد (که پرکاربردترین غلظت اسید جهت اسیدکاری مخازن کربناته بوده) و غلظت ۱,۵ درصد وزنی صمغ گوار و ۰,۲۵ درصد وزنی از ژل شکن و متصل‌کننده عرضی، معادله را ساده کرده و با حل معادله حاصل، میزان ویسکوزیته ظاهری را محاسبه نموده‌اند. تعداد این داده‌ها که ۳۰ عدد می‌باشد و در مرجع رتناکار و همکاران [۲۱] ذکر شده‌اند. سپس از این داده‌ها به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی جهت یادگیری ماشین استفاده شده تا میزان ویسکوزیته محلول در بازه وسیع‌تر مورد بررسی گیرد. در سال ۲۰۰۳ تیلور و همکاران [۳۰] با انجام کارهای آزمایشگاهی پیچیده موفق به‌اندازه گیری ویسکوزیته ژل اسید در PHهای محدود در حین واکنش با سنگ کربناته شدند. ولی به علت سخت بودن فرایند انجام این آزمایش، تعداد نقاط بررسی شده اندک و محدود می‌باشد. تعداد این داده‌ها ۹ تا می‌باشد که از این داده‌های آزمایشگاهی جهت اعتبار سنجی مدل ساخته شده استفاده می‌شود. این نتایج در مرجع تیلور و همکاران [۳۰] بیان شده‌اند.

همان‌طور که ذکر شد در این پژوهش از روش یادگیری نظارت شده جهت آموزش ماشین استفاده است. یادگیری نظارت‌شده یکی از پرکاربردترین و مؤثرترین روش‌های یادگیری ماشین است و به‌طور گسترده‌ای در حوزه‌های مختلف صنعت و علم مورد استفاده قرار می‌گیرد. از بین الگوریتم‌های موجود در یادگیری نظارت شده، در این پژوهش از الگوریتم شبکه‌های عصبی استفاده شده است. الگوریتم شبکه‌های عصبی یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین روش‌های یادگیری نظارت شده در یادگیری ماشین است که به شبیه‌سازی نحوه عملکرد مغز انسان پرداخته و برای یادگیری الگوها و ویژگی‌های پیچیده در داده‌ها استفاده می‌شود. ساختار شبکه عصبی تشکیل شده است از: لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه‌های خروجی. لایه ورودی که داده‌های اولیه به این لایه وارد می‌شوند. لایه‌های پنهان میان لایه ورودی و لایه خروجی قرار دارند و می‌توانند یک یا چند تا باشند. نورون‌ها در این لایه‌ها به پردازش و استخراج ویژگی‌های داده می‌پردازند. لایه خروجی که نتایج نهایی که مدل پیش‌بینی می‌کند در این لایه تولید می‌شود. هر لایه شامل یک یا چند نورون می‌باشد. عملکرد نورون‌ها بدین گونه است که هر نورون ورودی‌های خود را از نورون‌های قبلی دریافت می‌کند، آن‌ها را با وزن‌های مشخص ضرب کرده و به یک تابع فعال‌سازی ارسال می‌کند. تابع فعال‌سازی تصمیم می‌گیرد که آیا نورون باید به خروجی خود ارسال کند یا نه. سپس نوبت به آموزش شبکه می‌رسد.

آموزش شبکه‌های عصبی شامل فرآیندهای پیش‌خور، محاسبه خطا، پس‌خور و تکرار تا همگرایی می‌باشد. در مرحله پیش‌خور، داده ورودی به جلو منتقل شده و خروجی از لایه‌های انتهایی محاسبه می‌شود. در قسمت محاسبه خطا، خروجی مدل با خروجی واقعی (برچسب) مقایسه می‌شود و یک مقدار خطا محاسبه می‌شود. در مرحله پس‌خور، وزن‌های نورون‌ها در جهت کاهش خطا به‌روزرسانی می‌شوند. این کار با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند گرادیان کاهشی انجام می‌شود. با محاسبه گرادیان از خروجی به ورودی، وزن‌ها اصلاح می‌شوند؛ و درنهایت نوبت تکرار تا همگرایی می‌رسد. این فرآیند (پیش‌خور، محاسبه خطا و پس‌خور) تکرار می‌شود تا زمانی که شبکه به‌دقت مطلوب برسد یا تغییرات پیشرفت به حداقل برسد.

برای ساخت مدل شبکه‌های عصبی، ۷۰ درصد داده‌های (جدول ۱) به‌عنوان ورودی ماشین داده می‌شود و با آن‌ها، مدل آموزش داده شده و با گرفتن رانهای مختلف، بهترین فیت ممکن مشخص شده و ذخیره می‌گردد. سپس از ۳۰ درصد مابقی داده‌ها جهت چک کردن صحت مدل ساخته شده استفاده می‌شود. پس از آموزش و تائید شبکه عصبی ساخته شده، PH نقاطی که در آن‌ها تست‌های آزمایشگاهی گرفته شده و دیتاهای ویسکوزیته آن‌ها موجود می‌باشد به مدل داده شده و نتایج خروجی گرفته شده و با مقادیر آزمایشگاهی مقایسه می‌گردد. در مدل دوم نیز از ترکیب داده‌های آزمایشگاهی و داده‌های عددی جهت آموزش ماشین استفاده می‌گردد و خروجی آن در PHهای آزمایشگاهی محاسبه می‌شود. در انتها نیز نتایج خروجی‌های این دو حالت با یکدیگر مقایسه می‌گردد.

در این پژوهش برای ساخت شبکه عصبی از نرم‌افزار متلب استفاده شده، با حدس و خطا بهترین تعداد لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نورون‌های موجود در هر لایه را پیدا کرده و سپس با گرفتن PH داده‌های ورودی، مقادیر ویسکوزیته خروجی را حساب کرده و با رانهای مختلف بهترین شبکه عصبی مچ شده انتخاب شده و به‌عنوان مدل اصلی ذخیره می‌گردد. سپس با تائید مدل ساخته شده، PH نقاطی که در آن‌ها تستهای آزمایشگاهی گرفته شده را به مدل داده و نتایج خروجی ذخیره می‌گردد. دو مدل متفاوت ساخته شده و نتایج حاصل از آن‌ها با نتایج آزمایشگاهی مقایسه گردیده است. هر دو شبکه عصبی ساخته شده دارای ۵ لایه بوده و تعداد نورون‌های هر لایه ۱۵ می‌باشد.

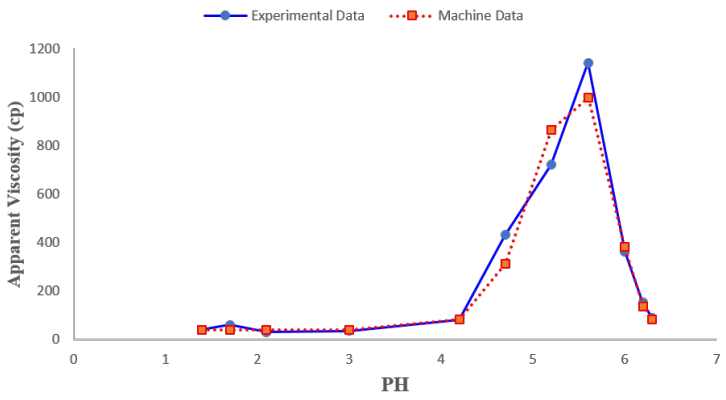
۳. نتایج

۳-۱.اعتبار سنجی ماشین به کمک داده‌های آزمایشگاهی

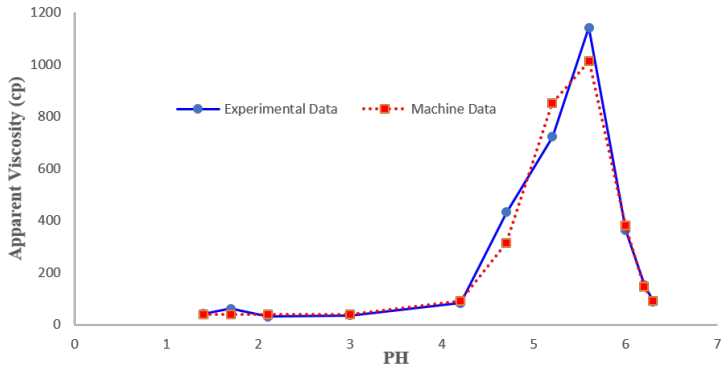
پس از ساخت مدل موفقیت‌آمیز شبکه عصبی به کمک داده‌های مدل‌سازی عددی، به مقایسه نتایج مدل و نتایج آزمایشگاهی پرداخته می‌شود. برای این کار مقدار PHهایی که در آن‌ها داده‌های آزمایشگاهی موجود است را به‌عنوان ورودی به ماشین داده سپس نتایج خروجی حاصل با مقادیر آزمایشگاهی در (شکل ۱-A) مقایسه می‌گردد. همان‌طور که از این شکل پیداست، مدل ساخته شده به‌درستی روند تغییرات ویسکوزیته را بیان می‌کند. ابتدا با افزایش مقدار PH و فعال شدن متصل کننده‌های عرضی ویسکوزیته ظاهری افزایش یافته سپس با فعال شدن ژل شکن‌ها مجدداً ویسکوزیته ظاهری کاهش می‌یابد.

۳-۲.آموزش و اعتبار سنجی ماشین به کمک ترکیب داده‌های آزمایشگاهی و مدل‌سازی عددی

در این قسمت به‌منظور افزایش دقت نتایج حاصل از مدل، داده‌های حاصل از مدل‌سازی عددی را با داده‌های آزمایشگاهی ترکیب کرده و به‌عنوان ورودی به ماشین داده می‌شوند بدین‌صورت که در نقاطی که داده آزمایشگاهی موجود نیست از داده‌های مدل‌سازی عددی استفاده شده و در نقاطی که داده آزمایشگاهی وجود دارد همان داده‌ها به ماشین داده می‌شوند. با این ترکیب ورودی‌های مدل و گرفتن رانه‌ای مختلف و یافتن بهترین فیت مدل ساخته می‌شود سپس با دادن PHهایی که در آن‌ها داده‌های آزمایشگاهی موجود است به‌عنوان ورودی به مدل، خروجی گرفته می‌شود. (شکل ۱-B) بیانگر مقایسه خروجی این مدل با نتایج آزمایشگاهی است. همان‌طور که از نمودار پیداست، نتایج خروجی مدل با دقت زیادی به داده‌های آزمایشگاهی نزدیک می‌باشد.



(A)



(B)

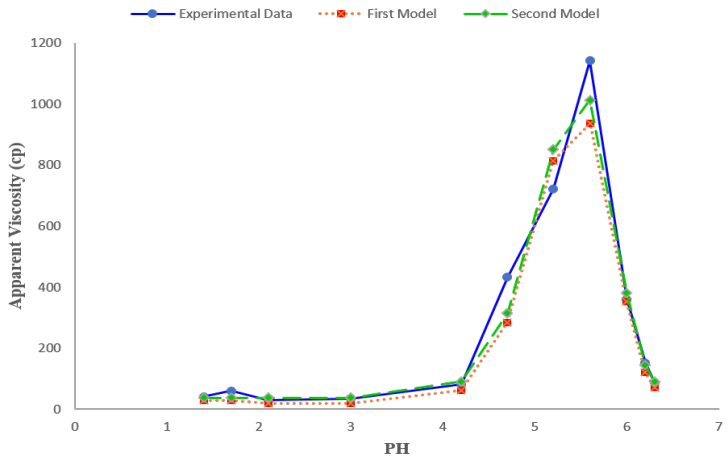
شکل ۱: مقایسه نتایج خروجی ماشین با داده‌های آزمایشگاهی. A) مدل ساخته شده با داده‌های مدل‌سازی عددی B) مدل ساخته شده به کمک ترکیب داده‌های مدل‌سازی عددی و نتایج آزمایشگاهی

۳-۳. مقایسه آماری نتایج خروجی دو مدل ساخته شده

در این قسمت به بررسی تفاوت میان نتایج خروجی از ماشین هنگامی که فقط از داده‌های حاصل از مدل‌سازی عددی به‌عنوان داده ورودی به ماشین استفاده شده با هنگامی که ترکیب داده‌های حاصل از مدل‌سازی عددی و داده‌های آزمایشگاهی به‌عنوان ورودی به ماشین داده شده است پرداخته می‌شود. برای بررسی دقیق‌تر نتایج خروجی دو مدل، از پارامترهای آماری مختلفی استفاده شده است که در (جدول ۱) آمده است. همان‌طور که از نتایج پیداست ضریب تعیین که نشان دهنده درصد تغییرات متغیر وابسته نسبت به متغیر مستقل است، در مدل دوم بیشتر از مدل اول می‌باشد. این بدان معنی است که در مدل شماره دو که ورودی آن حاصل از ترکیب داده‌های مدل‌سازی عددی و داده‌های آزمایشگاهی بود نسبت به مدل شماره یک دارای دقت بیشتری است و پاسخ‌های خروجی مدل دو به مقادیر آزمایشگاهی نزدیک‌تر هستند. همچنین انحراف معیار که نشان دهنده پراکندگی است، نشان می‌دهد به‌طور میانگین داده‌ها مدل دوم نسبت به مدل اول فاصله کمتری از مقدار متوسط دارند. همچنین میانگین انحراف نسبی و مقدار مطلق میانگین انحراف نسبی در مدل دوم نسبت به مدل اول کاهش یافته‌اند که نشان از افزایش دقت مدل و نزدیک‌تر شدن نتایج خروجی مدل با مقادیر آزمایشگاهی می‌باشد. (شکل ۲) بیانگر مقایسه خروجی دو مدل ساخته شده است. از این نمودار مشخص است که هنگامی‌که از ترکیب داده‌های حاصل از مدل‌سازی عددی و داده‌های آزمایشگاهی به‌عنوان ورودی به ماشین استفاده شده نتایج خروجی دارای دقت بیشتری در مقایسه باحالتی دارد که صرفاً داده‌های حاصل از مدل‌سازی عددی به‌عنوان داده ورودی به مدل داده شده است.

جدول ۱: مقایسه پارامترهای آماری خروجی‌های دو مدل ساخته شده

پارامتر	مدل شماره یک	مدل شماره دو
R-squared (R^2)	٪۹۴	٪۹۷
Standard deviation	٪۱۹	٪۱۶
Average relative deviation	٪۲/۲۵	٪۱/۵۳
Absolute average relative deviation	٪۱۴/۳	٪۱۳/۱



شکل ۲: مقایسه نتایج خروجی دو مدل ساخته شده با نتایج آزمایشگاهی

۴. نتیجه‌گیری

در این مطالعه به پیش‌بینی ویسکوزیته ژل اسیدها در حین عملیات اسیدکاری به کمک یادگیری ماشین پرداخته شده است. در حین عملیات اسیدکاری و با انجام واکنش‌های شیمیایی PH محلول اسیدی رفته‌رفته افزایش می‌یابد که سبب تغییر ویسکوزیته محلول حاصل می‌گردد ابتدا به کمک داده‌های موجود در مراجع، شبکه عصبی

ساخته شـده اسـت. جهت یادگیری ماشین از روش یادگیری نظارت شـده و الگوریتم شبکه‌های عصبی استفاده شده است. دو مدل متفاوت سـاخته شـده و نتایج حاصل از آن‌ها با نتایج آزمایشگاهی مقایسه گردیده است. هر دو شبکه عصبی ساخته شده دارای ۵ لایه بوده و تعداد نورون‌های هر لایه ۱۵ می‌باشد. مشاهده شد در مدل اول دقت داده‌های حاصل به میزان خوب و رضایـت بخشی به داده‌های آزمایشـگاهی نزدیک می‌باشـد. سـپس در مـدل دوم از ترکیب داده‌های مدل‌سـازی عددی و داده‌های آزمایشـگاهی به‌عنوان ورودی به ماشین استفاده شد کـه سـبب افزایش دقت نتایج خـروجی از ماشین در مقایسـه باحالـت قبل گردیـد. همچنین با محاسـبه پارامترهای آماری این افزایش دقت مدل دوم نسبت به مدل اول اثبات گردید. به علت سخت و پیچیده بودن آزمایش‌های مربوط به‌اندازه گیری ویسـکوزیته ژل اسیدها جهت استفاده از آن‌ها در طراحی‌های عملیـات اسیـدکاری در مخـازن کربناته می‌تـوان از یادگیری ماشین و یا مدل‌سازی عددی جهت پیش‌بینی ویسکوزیته ژل اسیدها اسـتفاده کـرد. در هـر دو حالت دقت داده‌هـا بهاندازه کافی مناسـب می‌باشـند تا از آن‌ها به‌منظـور طراحی عملیات اسیدکاری در مخازن کربناته استفاده شود.

مراجع:

[1]. Gidley, J., et al., Recent advances in hydraulic fracturing; SPE Monograph Series. Society of Petroleum Engineers: Richardson, TX, 1989.

[2]. Zoveidavianpoor, M., A. Samsuri, and S. Shadizadeh, Well stimulation in carbonate reservoirs: The needs and superiority of hydraulic fracturing. Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, 2013. 35(1): p. 92-98.

[3]. Clark, J., A hydraulic process for increasing the productivity of wells. Journal of Petroleum Technology, 1949. 1(01): p. 1-8.

[4]. Shuai, L., et al. From Acid Treatment to Propped Fracturing: Lesson Learned from the Stimulation of an Ultra-Deep HPHT and Tight Carbonate Reservoir. in SPE International Hydraulic Fracturing Technology Conference and Exhibition. 2023. OnePetro.

[5]. Wang, S. and F. Civan. Preventing asphaltene deposition in oil reservoirs by early water injection. in SPE Oklahoma City Oil and Gas Symposium/Production and Operations Symposium. 2005. SPE.

[6]. Bennion, D.B., An overview of formation damage mechanisms causing a reduction in the productivity and injectivity of oil and gas producing formations. Journal of Canadian Petroleum Technology, 2002. 41(11).

[7]. Fredd, C. and H.S. Fogler, Alternative stimulation fluids and their impact on carbonate acidizing. SPE Journal, 1998. 3(01): p. 34-41.

[8]. Williams, B.B., J.L. Gidley, and R.S. Schechter, Acidizing fundamentals. (No Title), 1979.

[9]. Abdollahi, R., et al., Conventional diverting techniques and novel fibr-assisted self-diverting system in carbonate reservoir acidizing with successful case studies. Petroleum Research, 2021. 6(3): p. 247-256.

[10]. Garrouch, A.A. and A.R. Jennings Jr, A contemporary approach to carbonate matrix acidizing. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2017. 158: p. 129-143.

[11]. Van Domelen, M.S. A practical guide to modern diversion technology. in SPE Oklahoma City Oil and Gas Symposium/ Production and Operations Symposium. 2017. SPE.

[12]. Sahu, Q.A., R.E. Arias, and E.A. Alali. Dynamic diverter technology efficiency in acid fracturing applications. in Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference. 2019. SPE.

Operations Conference and Exhibition. 2012. SPE.

[22]. Evgenievich Folomeev, A., et al. Gelled acid vs. self-diverting systems for carbonate matrix stimulation: an experimental and field study. in SPE Russian Petroleum Technology Conference? 2021. SPE.

[23]. Prisching, A., et al., Machine learning-based prediction of malnutrition in hospitalised patients: a validation pilot study. Clinical Nutrition ESPEN, 2024. 63: p. 997.

[24]. Corli, S., et al., Quantum machine learning algorithms for anomaly detection: A review. Future Generation Computer Systems, 2024: p. 107632.

[25]. Gui, J., et al., A Survey on Self-supervised Learning: Algorithms, Applications, and Future Trends. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024.

[26]. Bröker, F., et al., Demystifying unsupervised learning: how it helps and hurts. Trends in Cognitive Sciences, 2024.

[27]. Madhuri, A., et al., A new multi-level semi-supervised learning approach for network intrusion detection system based on the 'goa'. Journal of Interconnection Networks, 2024. 24(supp01): p. 2143047.

[28]. Gu, S., et al., A Review of Safe Reinforcement Learning: Methods, Theories and Applications. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024.

[29]. Lawal, A., et al., Machine Learning in Oil and Gas Exploration-A Review. IEEE Access, 2024.

[30]. Taylor, K. and H. Nasr-El-Din, Laboratory evaluation of in-situ gelled acids for carbonate reservoirs. Spe Journal, 2003. 8(04): p. 426-434.

[13]. Gomaa, A.M., et al. Experimental investigation of particulate diverter used to enhance fracture complexity. in SPE International Conference and Exhibition on Formation Damage Control. 2016. SPE.

[14]. Shah, M., S. Shah, and A. Sircar, A comprehensive overview on recent developments in refracturing technique for shale gas reservoirs. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2017. 46: p. 350-364.

[15]. Spurr, N., et al. Far-field diversion agent using a combintion of a soluble particle diverter with specially engineered proppant. in SPE Asia Pacific Hydraulic Fracturing Conference. 2016. SPE.

[16]. Gomaa, A.M., et al. Engineering solid particulate diverter to control fracture complexity: experimental study. in SPE Hydraulic Fracturing Technology Conference and Exhibition. 2016. SPE.

[17]. Kelland, M.A., Production chemicals for the oil and gas industry. 2016: CRC press.

[18]. Arias, R.E., et al. First worldwide application of HP/HT water swellable packers eliminates deployment risks and improves MSF efficiency in tight gas reservoirs. in SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference. 2019. SPE.

[19]. Sui, Y., et al., Development of gelled acid system in high-temperature carbonate reservoirs. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022. 216: p. 110836.

[20]. Rajendra, K., et al., A Non-Damaging Gelled Acid System Based on Surface Modified Nanoparticles. 2021.

[21]. Ratnakar, R., N. Kalia, and V. Balakotaiah. Carbonate matrix acidizing with gelled acids: An experiment-based modeling study. in SPE International Production and

IRANIAN JOURNAL OF GAS ENGINEERING

Volume 11 / Issue 2 / NO. 20 / Winter 2024 / Pages 43-51

Journal Homepage: www.ijge.irangi.org

Using Machine Learning to Predict Gel Acids' Viscosity in Carbonate Reservoirs: Neural Networks Validation with Laboratory Data

Abbas Najafi[1]*, Ramin Kavousi[2], Seyed Javad Seyedi[3]

1. M.Sc. Production Engineering, Department of Production Engineering, National Iranian South Oilfields Companies, Ahwaz, Iran
2. B.Sc. Petroleum Engineering, Department of Production Engineering, National Iranian South Oilfields Companies, Ahwaz, Iran
3. M.Sc. Reservoir Engineering, Department of Production Engineering, National Iranian South Oilfields Companies, Ahwaz, Iran

ARTICLE INFO

ORIGINAL ARTICLE

Article History:
Received: 10 October 2024
Revised: 25 November 2024
Accepted: 20 December 2024

Keywords:
Gelled acid
Viscosity
Matrix acidizing
Carbonate reservoir
Machine learning
Neural Networks
Supervised Learning

ABSTRACT

In acidizing operations, gel acids are used as fluid diverters to enhance the efficiency of treatments in heterogeneous carbonate reservoirs. The main challenge in this context is the changes in the viscosity of the gels during and after the operation. The viscosity of these gels is highly influenced by pH changes, and accurately predicting their behavior can contribute to the success of the operation. This study focuses on predicting the apparent viscosity of gel acids as a function of pH using machine learning. In this regard, supervised learning methods and neural network algorithms have been utilized. Two different models were designed and their results compared with laboratory data. Both neural networks consist of 5 layers with 15 neurons each. The results indicate sufficient accuracy of the models, suggesting they can be effectively used as a substitute for laboratory measurements.

DOR: 20.1001.1.25885251.1403.00.00

How to cite this article

A. Najafi, R. Kavousi, S.J. Seyedi, Using Machine Learning to Predict Gel Acids' Viscosity in Carbonate Reservoirs: Neural Networks Validation with Laboratory Data. *Iranian Journal of Gas Engineering*. 2024; 11(2): 43-51. (https://www.ijge.irangi.org/article_723137.html)

* Corresponding Author.
E-mail address: najafi.a@nisoc.ir, (A. Najafi).

Available online 30 December 2024
25885-5251/© 2014 The Authors. Published by Iranian Gas Institute.
This is an open access article under the CC BY license. (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0)