پیش‌بینی رسوب واکس با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین: پرسپترون چندلایه[۴] و جنگل تصادفی[۶]

میلاد شاد بخت[۱]، اقبال صحرایی[۲*]، احمد حسین زادگان[۳]

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نفت، دانشکده مهندسی نفت و گاز، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

۲. دانشیار، دانشکده مهندسی نفت و گاز، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

۳. دکترای مهندسی نفت، شرکت نفت خزر، تهران، ایران

آدرس پست الکترونیکی نویسنده مسئول مکاتبات: sahraei@sut.ac.ir

مقاله‌ی علمی-پژوهشی

صفحه ۸ - ۱۷

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۱۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۲۰

چکیده

پدیده رسوب واکس یکی از چالش‌های عمده در صنعت نفت و گاز است که در مراحل تولید، انتقال و فرآوری نفت خام رخ می‌دهد. در بسیاری از پژوهش‌ها درباره دمای ظاهری واکس (WAT)[۱] تحقیق به‌عمل‌آمده اما در این پژوهش با بهره‌گیری از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه پرسترون چند لایه خطی و جنگل تصادفی، مدلی برای پیش‌بینی رسوب واکس ارائه شد که با استفاده از داده‌های میدانی و مدل سینتیکی ریگ، رایدال و رونینگسن مدل‌های پیش‌بینی توسعه یافته و مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج حاکی از دقت بالای مدل‌ها در پیش‌بینی رسوب هستند که این مدل‌ها می‌تواند در بهینه‌سازی طراحی و بهره‌برداری از خطوط لوله بسیار مؤثر باشد.

کلیدواژه‌ها: رسوب واکس، رسوب در خط لوله، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین

۱. مقدمه

یکی از مهم‌ترین مشکلات در صنایع نفت، رسوب مواد آلی سنگین است که در نفت خام موجود می‌باشد که طی مراحل تولید، حمل و نقل و فرآوری نفت خام رخ می‌دهد. رسوب این مواد در مخازن، چاه‌های نفت، پمپ‌ها، تانک‌های ذخیره‌سازی، لوله‌های انتقال و تجهیزات پالایش، باعث اتلاف هزینه‌های فراوان می‌شود. با پیش‌بینی محل تشکیل رسوب می‌توان به کمک روش‌های مکانیکی، شیمیایی و یا تغییر شرایط محیطی، برای از بین بردن یا کاهش رسوب اقدام برنامه‌ریزی کرد. کریستالیزاسیون و رسوب ترکیبات واکسی منجر به بروز مشکلات زیادی در مراحل تولید، انتقال، ذخیره‌سازی و انجام فرآیندهای مختلف مربوط به نفت خام و یا فرآورده‌های آن می‌شود. شرکت‌های نفتی در سراسر دنیا به دلیل کاهش تولید، هزینه مواد شیمیایی مورد نیاز، از انسداد خطوط لوله و افزایش انرژی مصرفی ناشی از ایجاد رسوبات، سالیانه میلیاردها دلار زیان متحمل می‌شوند. با کاهش ذخایر موجود و افزایش بهره‌برداری از مخازن نفت‌های سنگین و مخازن نفتی دور از ساحل، استفاده از روش‌های جدید و کاربردی برای رفع این مشکلات به یک موضوع مهم تبدیل شده است [۱].

نفت خامی که از اعماق زمین استخراج می‌شود، شامل هیدروکربورهای سنگین و نیمه سنگین می‌باشد که اشکال مختلف و خصوصیات متفاوت دارد. هیدروکربورهای سنگین شامل واکس‌ها، مواد آسفالتنی و رزین‌ها هستند

1. Wax appearance temperature

کـه می‌تواننـد به‌صـورت جامـد، در ترکیبات ظاهر شـوند که در ایـن بیـن، واکس‌هـا اهمیـت خاصی دارنـد. تغییـر عواملی ماننـد دمـا، فشـار و ترکیـب اجـزای سـبک در ترکیبـات نفـتی، سـبب تشـکیل رسـوب‌های واکـس پارافینـی جامـد در ایـن ترکیبـات می‌شـود. رسـوب واکـس تشـکیل شـده به‌طـور عمـده شـامل پارافین‌هـا، نفتن‌هـا و بـه مقـدار کـمی از دیگـر هیدروکربورهـا، ماننـد آروماتیک‌هـا اسـت. تشـکیل ایـن رسـوبات در مرحلـه اول می‌توانـد منافـذ زیرزمیـنی را مسـدود کـرده، باعـث کاهـش شـدید نفوذپذیری آن‌ها شـده و راندمـان اسـتخراج نفـت را کاهش دهـد. در مراحـل بعدی نیـز تشـکیل رسـوبات، مشـکلات زیـادی را بـه دنبـال خواهد داشـت. به‌عنـوان مثـال تشـکیل رسـوبات واکـس در خطوط انتقـال نفـت خـام، می‌توانـد باعث گرفتـگی لوله‌هـا و افزایش مقاومـت در برابـر جریان و در نتیجه افت فشـار جریان شـده و عـلاوه بـر افزایـش تـوان مـورد نیـاز جهـت پمـپ نمـودن سیـال، موجـب اسـتهلاک زودرس تأسیسـات شـود. تشـکیل رسـوبات واکـس در تجهیـزات پروسـسی ماننـد مبدل‌هـای حـرارتی و خطـوط لولـه کاهـش کارایی ایـن تجهیـزات را به دنبـال دارد. بـا توجـه بـه اینکـه در فرآیندهـای روغن‌سـازی یـکی از مراحـل اصـلی فرآینـد، جداسـازی واکـس می‌باشـد، اهمیـت ایـن پدیـده مشـخص می‌گـردد. مسـئله تشـکیل رسـوب واکـس و عوامـل مؤثـر بـر آن، سـال‌های متمـادی مـورد بحـث پژوهشـگران بـوده و اکثـر روش‌هـا و مدل‌هـایی کـه جهـت توصیـف و پیش‌بیـنی ایـن پدیـده ارائـه شـده‌اند، توافـق ضعیفی بـا داده‌های آزمایشـگاهی دارنـد و از هیچ‌کدام نمی‌تـوان به‌عنـوان یـک راه حـل عمـومی، جهـت پیش‌بینی ایـن پدیده، اسـتفاده کـرد. این مدل‌هـا اغلب دمـای پیدایش واکس و میزان رسـوب تشـکیل شـده را بالاتر از مقدار تجربی و آزمایشـگاهی آن، تخمیـن می‌زننـد. بـا توجه بـه توضیحات یـاد شـده، پیش‌بیـنی دمـای تشـکیل رسـوبات واکـس و در نظـر گرفتـن ایـن دمـا در طـراحی تجهیـزات مربـوط بـه اسـتخراج، تولیـد و بهره‌بـرداری از نفـت خـام یـا برش‌هـای نفـتی، اهمیت خـاصی دارد. مدل سـازی ترمودینامیکی، یکی از راه‌هـای بـررسی ایـن پدیده اسـت [۲].

شکل ۱: نمونه‌هایی از رسوب واکس

همان‌طـور کـه در (شـکل ۱) نمونه‌هـایی از رسـوب واکـس نشـان داده شـده اسـت، لایه‌بنـدی واکـس نیـز دیـده می‌شـود کـه در ادامـه و بـرای بـررسی مـدل نهـایی ایـن پدیـده و لایـه زیریـن یـکی در نظـر گرفتـه می‌شـوند. واکس‌هـا دسـته متنـوعی از ترکیبـات آلی می‌باشـند کـه جامـدات چربی‌دوسـت و قابل‌انعطـاف در نزدیـکی دمـای محیـط هسـتند. آن‌هـا شـامل آلکان‌هـا و لیپیدهـای بالاتـر هسـتند، به‌طـور معمـول بـا نقـاط ذوب بالاتـر از ۴۰ درجـه سـلسیوس (۱۰۴ درجـه فارنهایـت)، ذوب خواهنـد شـد تـا مایعـات بـا ویسـکوزیته کـم ایجـاد شـود. واکس‌هـا در آب حـل نمی‌شـوند امـا در حلال‌هـای غیـر قطـبی آلی قابل حل هسـتند. واکس‌هـای طبیـعی از انواع مختلف توسـط گیاهان و حیوانـات تولیـد می‌شـوند و در نفـت وجـود دارنـد.

واکس‌هـا ترکیبـات آلی می‌باشـند کـه به‌طـور مشـخص از زنجیره‌هـای آلکیـل آلیفاتیـک طـولانی تشـکیل شـده‌اند، اگـر چـه ترکیبـات معطـر نیـز ممکـن اسـت وجـود داشـته باشـد. واکس‌هـای طبیـعی ممکـن اسـت حـاوی پیوندهـای اشـباع نشـده باشـند و شـامل گروه‌هـای مختلـف عملکردی ماننـد اسیدهـای چـرب، الکل‌هـای اولیـه و ثانویـه، کتون‌ها، آلدهیدهـا و اسـترهای اسیدهـای چـرب باشـند.واکس‌های

مصنـوعی اغلـب از مجموعه‌هـای همولـوگ هیدروکربن‌های آلیفاتیـک بـا زنجیـره بلنـد (آلکان‌ها یـا پارافین‌ها) تشـکیل شـده‌اند کـه فاقـد گروه‌هـای عملکـردی می‌باشـند. واکـس موجـود در نفـت خـام بیشـتر حـاوی هیدروکربـن پارافیـن شـناخته شـده به‌عنـوان واکـس پارافیـن و هیدروکربـن نفتنیـک اسـت عنصـر هیدروکربن واکـس با تکیه بر شـرایط جریـان، یعـنی فشـار و دمـا، می‌توانـد در چندین فـاز مانند (گاز، مایـع و ذرات جامـدات) ظاهـر شـود. [۳]

واکس‌هـای نفـتی را بر حسـب مـواد اولیـه‌ای کـه از آن بـه دسـت می‌آینـد، می‌تـوان به سـه دسـته تقسیـم کرد:

الف) واکس‌های پارافین

ایـن نـوع واکـس از مـواد اولیـه بـا نقطه‌جـوش پاییـن به‌دسـت آمـده و بیشـتر ترکیبـات سـازنده آن از هیدروکربن‌هـای نرمـال پارافیـنی تشـکیل یافتـه اسـت. بیشـتر هیدروکربن‌هـای شـاخه‌دار (در صورت وجـود) از نوع ایـزو پارافین‌هـا هسـتند. هیدروکربن‌هـای سـازنده واکـس دارای ۲۰ تـا ۴۰ مولکـول کربـن می‌باشـند و جـرم مولکولی آن‌هـا بیـن ۲۸۰ تـا ۵۶۰ متغیـر اسـت. هم‌چنیـن در دمـای عـادی جامـد بـوده و ویسـکوزیته آن حـدود ۳۵-۴۵ SUS[1] (در ۱۰۰ درجـه سـلسیوس) و کریسـتال‌های آن به‌صـورت سـوزنی یـا صفحـه‌ای اسـت.

ب) واکس‌های میکروکریستال

واکس‌هـای میکروکریسـتال از واکس‌گیـری مـواد اولیـه سـنگین (مـواد اولیـه با نقطه‌جـوش بـالا) به دسـت می‌آیند. کریسـتال‌های آن از انـواع پارافیـنی ریزتـر بـوده و جـرم مولکـولی آن حـدود ۸۰۰-۴۵۰ و تعـداد ترکیبـات کربـن سـازنده آن بیـن ۵۷-۳۲ می‌باشـد.

واکس‌هـای میکروکریسـتال در مقایسـه با انـواع پارافین‌ها بـا اسید سـولفوریک، اسـید نیتریـک و اسید سـولفونیک بهتر ترکیب می‌شـوند و علـت این ترکیـب، وجود هیـدروژن، روی کربـن نـوع سـوم اسـت. انـواع اکسیـده شـده ایـن واکس‌هـا در صنایـع تولیـدی واکـس کـف اتـاق (POLISH) اسـتفاده می‌شـود. هم‌چنیـن در تولیـد رنـگ به‌عنـوان پیگمـان سوسـپانسیون بـه کار گرفتـه می‌شـوند.

ج) پترولاتوم

اگر عمل واکس‌گیری بر روی مواد باقی‌مانده تقطیر انجام شـود واکس حاصل را پترولاتوم می‌نامند. کریستال‌های آن از دو نـوع قبلی ریزتر بـوده و مقداری نفـت را در خود نگه‌داری می‌کننـد به‌طوری‌کـه معمـولاً حالـت ژلاتیـنی دارنـد. جـرم مولکـولی آن بیـن ۹۸۰-۵۶۰ و نقطـه ذوب آن بیـن ۸۵-۵۵ درجه سـانتی‌گراد اسـت. در مواقعی که بخواهند پترولاتوم را بدون اسـتفاده از حـلال و حرارت پخـش کننـد، از پترولاتوم امولسیـون شـده در آب اسـتفاده می‌شـود. برای ایـن منظور بایستی مخلوطی از واکس ذوب شده در آب داغ با استفاده از یک امولسیون کننده نظیر تترا اتانول آمین تهیه کرد [۴,۵].

هدف از تحقیق در این مورد این مورد است که مدل بتواند باوجود داشـتن لایه زیرین رسوب واکس میزان رسوب واکس ناشی از تغییر انحناها و پسماند مایعات را پیش‌بینی کند.

۲. تئوری و روش کار

بـرای پیش‌بیـنی رسـوب واکـس دو مبحـث وجـود دارد یـک مبحـث تشـکیل رسـوب واکـس و اولیـن نقطه رسـوب واکـس و دیگـری مبحـث افزایـش قطـر لایه‌هـای رسـوبی واکـس کـه در مبحـث اولی بـرای رسـوب واکس با اسـتفاده از دمـای ظاهـری واکـس می‌تـوان ناحیـه و دمـا و زمـانی کـه رسـوب واکـس اتفـاق می‌افتـد و از روش‌هـای دیگـری می‌تـوان زمـان و میزان رسـوب افزایش رسـوب را پیش‌بینی کـرد بـرای پیـش بیـنی اولیـه رسـوب واکـس از مدل‌هـای ترمودینامیکی اسـتفاده می‌شـود که دمای ظاهـری واکس را پیش‌بیـنی کننـد و از مدل‌هـای سینتیـکی بـرای پیش‌بینی افزایش رسـوب اسـتفاده می‌شـود.

در اینجـا بـه پنـج مـدل ترمودینامیـکی بـرای رسـوب واکـس اشـاره می‌شـود:

۱) مدل لیرا -گالنا

۲) مدل اریکسون

۳) مدل پدرسون

۴) مدل ون

۵) مدل کوتینیو

مدل‌هـای گفتـه شـده همـگی مدل‌هـایی هسـتند کـه بـا اسـتفاده از معـادلات حالـت و بـا دارا بـودن میـزان کربـن نفـت واکـسی ایجـاد رسـوب را در ناحیـه دمـایی و زمـانی تخمیـن می‌زننـد. در شـمال کشـور ایـران و نـواحی دیگـر دنیـا کـه دمـای منطقـه‌ایی آن پاییـن اسـت

1. Saybolt universal seconds

و یـا در سـکوها و میادیـنی کـه در درون آب قراردارنـد وجـود رسـوب واکـس اجتنـاب ناپذیـر اسـت[۶,۷]. بـرای پیش‌بیـنی افزایـش رسـوب واکـس به‌مـرور زمـان چندیـن مـدل وجـود دارد کـه مهم‌تریـن آن‌هـا: ۱- مـدل متزیـن[1] ۲- مـدل ریـگ، رایـدال و رونینگسـن ۳- مـدل دانشـگاه میشیـگان ۴- مـدل تولسـا هسـتند کـه دو مـدل اولی به‌عنـوان مدل‌هـای عمـومی اسـتفاده می‌شـود و دو مـدل مهـم دیگـر مدل‌هـایی هسـتند کـه معمـولاً توسـط شـرکت‌ها بـا کمـک دانشـگاه‌ها بـرای نرم‌افزارهـای خصـوصی اسـتفاده می‌شـود. از دو مـدل عمـومی در نرم‌افـزار اولـگا نیـز اسـتفاده شـده اسـت کـه بـا دقـت بیشـتری بـه بحـث افزایـش رسـوب واکـس پرداختـه اسـت در ایـن نرم‌افـزار عـلاوه بـر پارامترهـای اسـاسی و مهـمی کـه در مدل‌هـای گفتـه شـده بـه جنـس لوله‌هـایی کـه در خطـوط انتقـال نفـت بـه‌کار رفتـه و نـوع تجهیـزات سـرچاهی یـا درون‌چـاهی نیـز اشـاره می‌شـود[۸,۹].

در گذشـته بسیـاری از محققیـن دربـاره پیدایـش و زمـان پیدایـش واکـس در خـط لولـه و چـاه تحقیقـاتی را انجـام داده بودنـد. ایـن تحقیقـات مبنـای بسیـاری از تحقیقـات نویـن در بخـش رسـوب واکـس و میـزان رسـوب واکـس اسـت به‌طـور مثـال در مقالـه بـررسی شـده توسـط دکتـر عبـاس فیروزآبـادی و لیـرا گالنـا و پرانسـتیز در دو مقالـه بهبـود یافتـه یـکی در سـال ۱۹۹۰ و دیگـری در سـال ۱۹۹۷ یـک چارچـوب ترمودینامیـکی بـرای محاسـبه رسـوب واکـس در مخلوط‌هـای نفـتی در یـک محـدوده دمـایی گسـترده ایجـاد شـده اسـت. ایـن مقـالات ذکـر شـده مطالـب پایـه ایی هسـتند کـه براسـاس ترمودینامیـک رسـوب واکـس ارائـه شـده‌اند[۱۴].

در مدل‌سـازی کـه سـعی بـر آن شـد کـه بـر اسـاس هـوش مصنـوعی ارائـه شـود ابتـدا تـلاش بـر ایـن شـد کـه داده‌هـایی به‌صـورت میـدانی داشـته باشـد و بتـوان آن را بـا ایـن مدل‌هـا کـه به‌صـورت تجـربی هسـتند و در آزمایشـگاه ایجـاد شـدند اسـتفاده شـود از ایـن رو بـا اسـتفاده از داده‌هـایی کـه از میادیـن نفـت دریـای شـمال اختیـار بـود و همچنیـن بـرخی از مقـالات و آزمایشـات نفـتی دیگـر تعـداد هـزار دیتـای مـورد نیـاز بـرای مـدل ریـگ، رایـدال و رونینگسـن یافـت شـود و از ایـن داده‌هـا به‌عنـوان ورودی بـرای مـدل کار کـردن بـا الگوریتم‌هـای مختلـف اسـتفاده شـد. در ابتـدا بـا توجـه بـه داشـتن ایـن فایـل از داده‌هـا و داشـتن مـدل ریـگ، رایـدال و رونینگسـن کـه یـکی از مدل‌هـای قـوی در شناسـایی و تخمیـن رسـوب واکـس اسـت. جـدولی طـراحی گردیـد و اسـاس کار ایـن معادلـه از ایـن جـدول اسـتخراج شـد تـا در دو الگوریتـم جنـگل تصـادفی و پرسـپترون چنـد لایـه خـطی از ایـن جـدول و ایـن مـدل اسـتفاده شـود مـدل ریـگ، رایـدال و رونینگسـن خـود دارای چنـد بخـش اسـت کـه ابتـدا در فرمـول بـا توجـه بـه تعـداد لایـه واکـس مجمـوع گرفتـه می‌شـود کـه در ایـن کار بـا توجـه بـه کارهـای قبـل و همچنیـن مطالعـاتی کـه روی نفـت مناطـق دریـای شـمال شـد تعـداد لایه‌هـای واکـس زیریـن در ایـن پژوهـش یـک در نظـر گرفتـه شـده اسـت در ادامـه بخـش اول مـدل ریـگ، رایـدال ورونینگسـن مقـدار ضریـب انتشـار (نفـوذ) کـه بـا (D) مشـخص می‌شـود در تفاضـل بیـن غلظـت مـولی واکـس حـل شـده در فـاز تـوده نفـت (C^b) و غلظـت مـولی واکـس حـل شـده در دیـواره (C^w) ضـرب خواهـد شـد سـپس پارامترهـای کسـر محیـط ترشـده (S_{wet})، جـرم مولکـولی (MW)، طـول لولـه (L)، شـعاع لولـه (r) قـرار می‌گیرنـد بخـش اول فرمـول مـدل ریـگ، رایـدال و رونینگسـن از نسـبت پارامترهـای گفتـه شـده بـر ضـرب چـگالی واکـس (ρ_i)، انـدازه لایـه زیریـن (Sigma) بـه دسـت می‌آیـد به‌طـور کلی فرمـول بخـش اول مـدل ریـگ، رایـدال و رونینگسـن به‌صـورت زیـر می‌باشـد:

$$Vol_{wax}^{diff} = \sum_{i=1}^{NWAX} \frac{D_i\left(C_i^b - C_i^w\right)S_{wet}MW_i}{\delta\rho_i} 2\pi rL \qquad (۱)$$

قسـمت دوم فرمـول مـدل ریگ، رایـدال و رونینگسـن از نسـبت پارامترهـای نـرخ ثابـت رسـوب بـرشی (K^{star}) و جز حجمی واکس تشـکیل شـده در درون نفت در دمـای دیواره (C_{wall}) و نـرخ بـرشی در دیـواره ($\dot{Y}$) و سـطح موجـود بـرای رسـوب (A) بـر چـگالی متوسـط واکـس بـه دسـت می‌آیـد. فرمـول بخـش دوم مـدل ریـگ، رایـدال و رونینگسـن بـه شـکل زیر می‌باشـد.

$$VOL_{wax}^{shear} = \frac{K^* C_{wall}\,\dot{\gamma}\,A}{\rho_{wax}} \qquad (۲)$$

زمـانی کـه ایـن دو مکانیزم کـه در بالا به آن اشـاره شـد

1. MATZAIN

بشمار آیند شاهد افزایش نرخ کلی رسوب واکس خواهیم بود. در بخش سوم فرمول مدل ریگ، رایدال و رونینگسن از نسبت مجموع این دو مکانیزم گفته شده در بالا بر ضریب تخلخل (Q) و طول لوله (L) و شعاع لوله (r) به دست می‌آید. به‌طور کلی روند بخش سوم مدل به شکل زیر است:

$$I_{wax} = \frac{VOL_{wax}^{diff} + VOL_{wax}^{shear}}{(1-\phi)2\pi rL} \quad (۳)$$

(Q) تخلخل واکس رسوب کرده می‌باشد. که در محدوده‌ی ۰/۶-۰/۹ فرض می‌شود. تخلخل واکس یک پارامتر تنظیم شونده در این مدل به شمار می‌آید [۱۰,۱۱,۱۲].

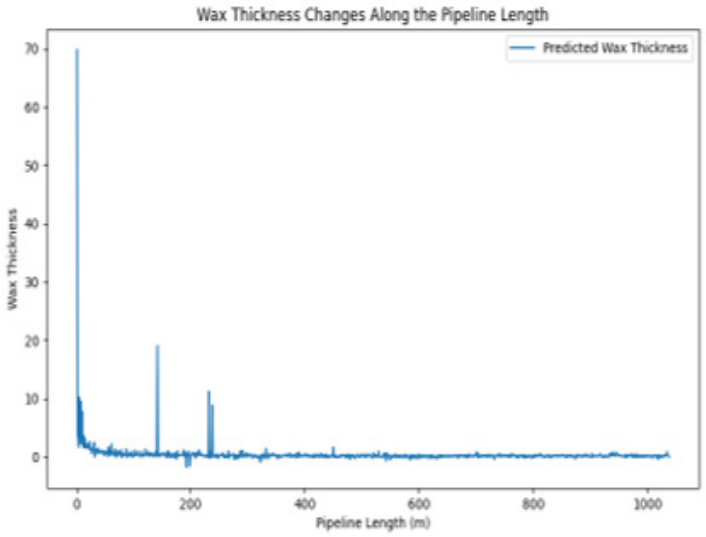
با دارا بودن فرمول و معادله فوق و با داشتن جدولی از داده‌های که مختصری از آن در جدول پایین ذکر شده است به ادامه مدل‌سازی بر اساس پرسپترون چند لایه خطی می‌پردازیم.

جدول ۱: نمونه‌ای از پارامترهای مدل معادله (۱)

متغیر	واحد متغیر	مقدار متغیر
اندازه لایه زیرین (δ)	m	۰/۰۱
نرخ ثابت رسوب برشی (K^{star})	kg/m^2	۲۰۰-۶۰۰
سطح موجود برای رسوب (A)	m^2	۰/۱۴۷۸
نرخ برشی در دیواره ($\dot{Y}$)	s^{-1}	۳۰-۷۰
تخلخل واکس رسوب کرده (Q)	–	۰/۰۶-۰/۰۹
ضریب انتشار نفوذ (D)	m^2/s	[۳-۹] × ۱۰$^{-۱۱}$
کسر محیط ترشده (S_{wet})	–	۰/۴
جرم مولکولی (MW)	kg/mol	۹۴-۴۱۸
طول لوله (L)	m	۱۰۰-۱۰۰۰
شعاع لوله (r)	cm	۴۷

۲. نتایج و بحث

در مدل پرسپترون چندلایه خطی دو لایه مخفی با ۵۰ و ۱۰۰ نورون طراحی شده است که توابع مخصوص شبکه عصبی مصنوعی مدل بر روی مجموعه داده‌های آموزش و آزمایش اجرا می‌شود حال مدل آموزش دیده شده برای پیش‌بینی بر روی مجموعه داده‌های آزمایش استفاده می‌شود درنهایت مدل جدیدی ارائه شد که بر اساس نمودار که به‌عنوان خروجی ایجاد کرد می‌توان تغییرات افزایش رسوب واکس در طول خط لوله را بررسی کرد نموداری که شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از روش پرسپترون چند لایه خطی ایجاد کرد را در زیر مشاهده می‌کنیم.



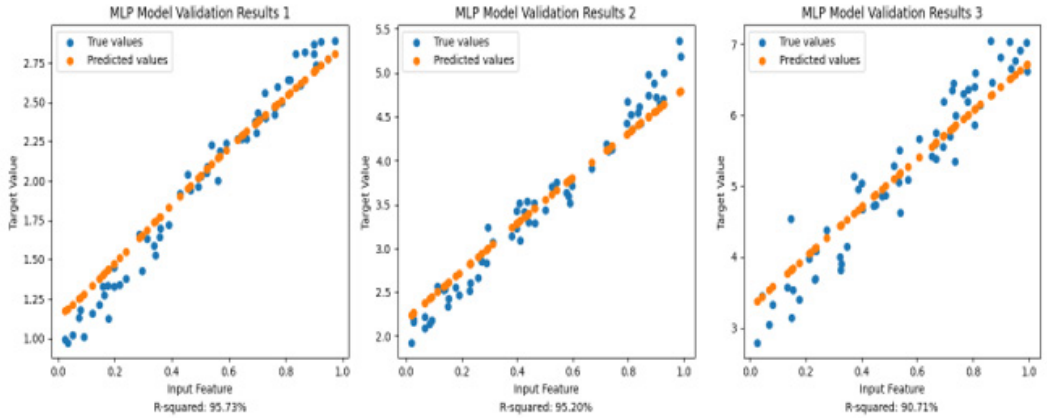
شکل ۲: نمودار تغییرات رسوب نسبت به طول لوله مدل MLP[1]

1. Multi Layer Perceptron

همان‌طور که در (شکل ۲) مشاهده می‌شود در ابتدای خط لوله به دلیل انحناها و پسماند مایعات مقدار بسیار کمی از رسوب واکس شکل می‌گیرد که با توجه به لایه زیرین رسوب واکس و در مقایسه با این لایه بسیار ناچیز است به‌خصوص در انتهای خط لوله این مورد ذکر شده مشاهده می‌شود. در روش پرسپترون چند لایه خطی داده‌های بسیار بالا از نظر حدود یا پایین‌تر هستند.

صحت‌سنجی در یک مدل از طریق ارزیابی عملکرد آن در پیش‌بینی مقادیر هدف یا توضیح وارد شده توسط مدل صورت می‌گیرد. در اینجا در ابتدا داده‌های تصادفی را ایجاد و انتخاب شد و داده‌ها را مجدداً به بخش آموزش و آزمایش تقسیم‌بندی شد این اقدام برای ارزیابی دقت مدل بر روی داده‌های است که مدل آن ها را ندیده است انجام می‌شود. طبق مدلی که ساخته شده است توسط شبکه عصبی مصنوعی با عنوان پرسپترون چند لایه خطی حال دوباره در صحت‌سنجی این مدل دوباره ایجاد می‌شود تا این بار صحت‌سنجی مدلی که قبلاً با تعداد زیادی از داده‌ها ایجاد شده است را بررسی کند. حالا با استفاده از روش fit[1] مدل آموزش داده می‌شود و مدل آموزش دیده پیش‌بینی را بر روی داده‌های آزمایش انجام می‌دهد. در این کار سعی بر این شد که از سه مرحله آزمایش اعتبار سنجی استفاده کنیم تا بتوان بیشتر به این مدل اطمینان کرد.

در این بخش این سه مرحله اعتبارسنجی را که به‌صورت نمودار نشان داد آورده شده است لازم به توضیح است که در اینجا هم اعتبارسنجی اولیه و هم مجموع مربعات و میزان دقت آورده می‌شود



شکل ۳: نمای کلی اعتبار سنجی مدل MLP

در (شکل ۳) سه مرحله اعتبارسنجی برای مدل پرسپترون چندلایه خطی انجام شد که میزان اعتبار و درصد صحیح بودن مدل در این شکل نشان شده است که پراکندگی داده در نمودار سمت راست قابل مشاهده است.

در توضیح بیشتر از این پرسپترون چند لایه باید ذکر شود که این پرسپترون چند لایه یک نوع شبکه مصنوعی و به‌طور خاص یک شبکه عصبی پیش‌خور است از یک لایه ورودی یکه یا چند لایه به‌صورت پنهان و در انتها یک لایه خروجی دارد هر لایه دارای مجموعه‌ای از نورون‌ها است و هر اتصال بین نورون‌ها دارای وزن خاصی است در طول تمرین و آزمایش، مدل این وزن‌ها را تنظیم می‌کند تا تفاوت مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی را به حداقل برساند[۱۳].

الگوریتم جنگل تصادفی[2] یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که در دسته‌بندی و رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد این الگوریتم به‌صورت یک مدل انبوه از ترکیب چندین درخت تصمیم عمل می‌کند جنگل تصادفی نیز مانند سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین از چندین عمل پشت سرهم و تکرار آن‌ها برای به دست آوردن مدل استفاده می‌کند ابتدا از مجموعه تابع‌هایی که در درون خود دارد داده‌هایی به‌صورت انتخابی انتخاب می‌کند تا کار را با آموزش این داده‌ها شروع کند این نمونه‌ها با جایگذاری انتخاب می‌شوند این به این معنی است که هر نمونه یا داده می‌تواند بیشتر از یک‌بار در درخت آموزشی ظاهر شود در مرحله دیگر برای هر یک از نمونه‌های انتخاب شده یک درخت تصمیم با ویژگی‌های موجود ساخته می‌شود در مرحله تصمیم‌گیری هر درخت به‌عنوان یک کمیته عمل می‌کند

۱. منطبق کردن

2. Random Forest

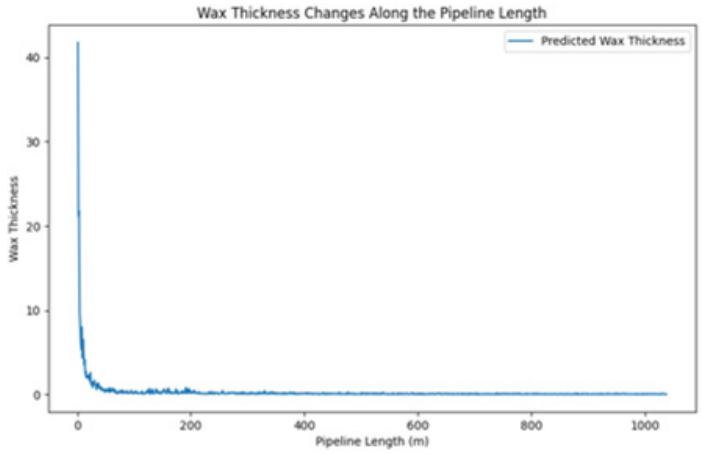
و هر نمونه یا داده به تعداد درخت‌های داده شده و مجموعه از پاسخ‌های آن‌ها استخراج می‌شود در مسئله‌هایی که دسته بندی شده باشد معمولاً اغلب از اکثریت استفاده می‌کند این الگوریتم همانند الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی در درون خود و این مجموعه از درخت‌های تصمیم دارای وزن خاصی است همان‌طور که در شبکه عصبی مصنوعی در لایه‌های خود دارای وزن مشخصی بودند و این مدل بود که با رعایت خواسته‌های مسئله برای مدل مسئله مشخص می‌کرد که هر لایه دارای چه وزنی باشد اکنون در اینجا نیز درخت تصمیم بر اساس عملکرد نمونه‌ها یا داده‌ها وزن‌هایی را به خودشان اختصاص می‌دهد.

درخت‌هایی که بهبودی در دقت دسته‌بندی داشته باشند وزن بیشتری در تصمیم‌گیری نهایی برای مدل دارند هرکدام از الگوریتم‌ها دارای خصوصیات ویژگی‌های خاصی هستند و آنچه این الگوریتم به‌صورت متمایز نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد و این است که در آن وزن درخت‌های تصمیم مشخص کننده فرم دهی اصلی به مدل است مثلاً ممکن است داده‌هایی از یک حدود مشخص میانگین سایر داده‌ها بیشتر یا کمتر باشد. الگوریتم‌های دیگر برحسب نوع خود از این داده‌ها یا نمونه‌ها در ساخت مدل اصلی بهره می‌گیرند اما درخت تصمیم در اینجا به آن دسته از داده‌ها و نمونه‌ها که دقت عملکردی زیادی ندارند وزن کمتری را می‌دهد که درنتیجه مدل را به سمت این می‌برد که بر پایه داده‌های اصلی و متوازن بنا نهاده شود در نهایت با استفاده از مجموعه پاسخ‌های درخت‌ها جواب نهایی مدل تولید می‌شود البته این نکته قابل‌ذکر است که در مسائل رگرسیون میانگین پیش‌بینی‌های درخت به‌عنوان جواب نهایی در نظر گرفته می‌شود. جنگل تصادفی به دلیل اینکه از ترکیب چند درخت به‌عنوان یک جنگل استفاده می‌کند به‌خوبی مقاومت در برابر برخی مشکلات معمول در درخت‌های تصمیم از جمله برازش بیش از حد در (Overfitting)[1] را افزایش می‌دهد و همچنین قابلیت خوبی در کار با داده‌هایی که تعداد زیادی از ویژگی‌ها را دارا می‌باشند.

همان‌طور که از طرز کار این فرآیند استنباط شد و با توجه به اینکه این داده‌های نفتی معمولاً در برخی از مناطق خاص دارای ویژگی‌های متعدد و واگرایی زیاد هستند.

این روش بسیار مناسب برای الگوبرداری و پیش‌بینی از رسوب واکس خط لوله برحسب افزایش طول لوله است در اینجا از مدل خطی جنگل تصادفی که توضیح داده شد استفاده شده است تحت عنوان (Random Forest Regressor)[2] که با وجود داده‌هایی از میادین دریای شمال در اختیار داشتیم اینجا مجدداً از آن داده‌هایی که در مدل شبکه عصبی مصنوعی به کار برده شد در این مدل نیز استفاده می‌شود از همان مدل ریگ، رایدال و رونینگسن با همان پارامترها و متغیراتی که موجود داشت و در شبکه عصبی مصنوعی توانست مدل نسبتاً خوبی ارائه دهد این بار از همان مدل تجربی رسوب واکس ریگ، رایدال و رونینگسن با الگوریتم جنگل تصادفی استفاده شد روند کلی کار با این الگوریتم و ایجاد مدل در آن بسیار شبیه به شبکه عصبی مصنوعی است[۱۳].

با قراردادن مدل نهایی برای رسم نمودار، نمودار تغییرات افزایش رسوب واکس در خط لوله به‌صورت زیر توسط الگوریتم جنگل تصادفی ارائه شد.



شکل ۴: نمودار تغییرات رسوب نسبت به طول لوله مدل RF[3]

۱. برازش بیش از حد
۲. جنگل تصادفی خطی

3. Random Forest

در مدل ایجاد شده توسط شبکه عصبی مصنوعی مشاهده شـد نمودار در ابتدا دارای بیشـترین حد خود است و به‌مرور و رفته‌رفته مقدار رسـوب واکس به یک میزان ثابت می‌رسـد در (شـکل ۴) و در ابتدای خط لوله جریان‌هـای نفتی که در لوله ایجاد می‌شـوند عامل اصلی در وجود رسـوب واکس هسـتند. در ابتـدای خـط لوله معمـولاً در اکثر مواقع با توجـه به میزان تولید از چاه و خمیدگی انحناهایی که در مسیر هست مقداری از مایعـات کـه شـامل نفت واکـسی و نفت‌های سـنگین نظیر آن هسـتند در قسـمت‌های پایینی لوله می‌ماننـد و در آنجا با توجه بـه اینکه دیگر در مسیر جریان خط لوله قرار نمی‌گیرند به‌طور محسوس با محیط خارج خط لوله تبادل گرمایی ایجاد می‌کنند و دما در این قسـمت که دچـار عقب‌ماندگی مایعات شـده کاهش می‌یابـد و همان‌طور که گفته شـد دما مهم‌ترین عامـل ایجـاد رسـوب واکس اسـت لـذا با وجـود افـت دمایی محسوسی که در این ناحیه با آن مواجه هستیم در این قسمت از خط لوله که دچار پسـماند مایعات شـده و به‌طور یکنواخت در ابتدای خط لوله نمودار به بیشـترین میزان خود می‌رسد به این نکته نیز باید توجه داشت که در مدل و این کار در ابتدای خط لوله میزان و ضخامت لایه زیرین رسـوب ۱۰ میلی‌متر در نظر گرفته شـده است و تقریباً تا ۳۰۰ متر ابتدایی از خط لوله همیـن مقدار پابرجاسـت که خود ایـن عامل در رونـد نمودار مدلی که ارائه شـده سـبب می‌شـود تا داده‌هـایی بالاتر از حد معمول ایجاد کند.

در (شـکل ۴) منظـور از میـزان رسـوب زیریـن کـه در مطالـب فوق ذکر شـده آن دسـته از رسـوباتی اسـت که قبل از اندازه‌گیـری پارامترهـای مـدل از خـط لولـه گرفتـه شـده اسـت در فرمـول ریـاضی مـدل متزیـن یـکی از مهم‌تریـن پارامترهـا رسـوب لایه زیرین اسـت که مقـدار آن بسیار مهم اسـت و در ایـن پژوهـش تـا ۳۰۰ متـر اول خط لولـه میزان رسـوب زیریـن ۱۰ میلی‌متـر و رفته‌رفتـه بـا افـزاش طـول خـط لوله میـزان رسـوب لایـه زیرین بیشـتر در نظـر گرفته شـده است.

۴. نتیجه‌گیری

مجموعه‌ای از نتایج به دست آمده در زیر آورده شده‌اند:

تشکیل رسوبات در ابتدای خط لوله یا مکان‌هایی که تغییر ناگهانی قطر لوله دارد رخ می‌دهد و می‌تواند باعث ایجاد رسوب خیلی کمی در ابتدای خط لوله شود البته این رسوب در مقایسه با رسوب انتهای لوله بسیار ناچیز است.

در مدل‌سـازی که توسـط شـبکه عصـبی مصنـوعی انجام شـد و به‌طور خاص با پرسـپترون چند لایه انجام شد مشخص شـد میزان دقت این مدل ۹۰/۷۱ درصد اسـت که میزان قابل قبولی برای پیش‌بینی ارائه کرد و در اعتبارسـنجی‌ها تا میزان ۹۵ درصد نیز وجود داشت.

در مدل‌سـازی کـه بـا الگوریتـم جنـگل تصـادفی انجـام شـد بـه دلیـل وجـود درخـت تصمیـم بهتریـن عملکـرد از مدل مشـاهده شـد و میـزان دقت مـدل عـدد ۹۰/۲۱ درصد نشـان داد.

توسـعه این مدل‌ها با در نظر گرفتن پارامتر دما در رسوب واکـس می‌توانـد مقادیـر دمـای ظاهـری و مقادیر رسـوب در انتهای خط لوله را به‌صورت مدلی مؤثر پیش‌بینی کند.

تشکر و قدردانی

ایـن مطالعه با حمایت شـرکت نفت خزر بـه انجام رسیده است. به همین منظور مراتب تشکر و قدردانی را از جناب آقای دکتر احمد حسین‌زادگان مدیر بخش بهره‌برداری شرکت نفت خزر و سـرکار خانم حجتی مسـئول بخـش پژوهش و فناوری شرکت نفت خزر دارم.

مراجع:

[1]. Jafari Behbahani T. Fundamentals of Hydrocarbon Deposition in the Oil Industry (Asphaltenes, Waxes). Tehran: Farahmand Publishing; 2015. [In Persian].

[2]. G. W. Gilby, Chemicals in the oil industry (1983). 108-113.

[3]. M. S. Wertheim, Fluids with Highly Directional Attractive Forces. IV. Equilibrium Polymerization May 31, 1985.

[4]. Mozes, G., Freund, M., Csikos, R. Keszthelyi, S. "Chemical crystallographical, and Physical Properties of liquid Paraffins and Paraffins Waxes, in Paraffin Product, Properties, Technologies, Applications", Mozes, G, ED, Elsevier Scientific, New York, 1982.

[5]. Wax Precipitation from North Sea Crude Oils. 1. Crystallization and Dissolution

Temperatures, and Newtonian and Non-Newtonian Flow Properties. Hans Petter Ranningsen and Brit Bjamdal, June 11, 1991.

[6]. Prediction of Wax Appearance Temperature Using Artificial Intelligent Techniques, Chahrazed Benamara, Kheira Gharbi, 2019.

[7]. Wax deposition and prediction in petroleum pipelines, Alnaimat F, Ziauddin M, 2019.

[8]. A review of wax formation/mitigation technologies in the petroleum industry, Meagan white, Kelly Pierce, 2018.

[9]. A review. (PDF) Preventing and removing wax deposition inside vertical wells: a review, A. L. Sousa· H. A. Matos · L. P. Guerreiro, 2019.

[10]. Wax Deposition in Crude Oil Transport Lines and Wax Estimation Methods, Fadi Alnaimat, Mohammed Ziauddin and Bobby Mathew, 2020.

[11]. Predicting wax deposition using robust machine learning techniques Menad Nait Amar, Ashkan Jahanbani Ghahfarokhi, 2021.

[12]. Prediction of wax disappearance temperature using artificial neural networks, Gholamreza Moradi a, Majid Mohadesi, Mohammad Reza Moradi., 2013.

[13]. Artificial Intelligence: A Modern Approach, Russell و Peter Norvig.

[14]. Thermodynamics of Wax Precipitation in Petroleum Mixtures, C. Lira-Galeana and A. Firoozabadi, john M. Prausnitz,1996.

IRANIAN JOURNAL OF GAS ENGINEERING

Volume 12 / Issue 2 / NO. 22 / Summer 2025 / Pages 8-17

Journal Homepage: www.ijge.irangi.org

Prediction of Wax Deposition Using Machine Learning Algorithms: Multilayer Perceptron and Random Forest

Milad Shadbakhtr[1], Eghbal Sahraei[2*], Ahmad Hosseinzadegan[3]

1. M.Sc. student in Petroleum Engineering, Faculty of Petroleum and Gas Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran
2. Associate Professor, Faculty of Petroleum and Gas Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran
3. Ph.D. Petroleum Engineering, Khazar Exploration & Production Company (KEPCO), Tehran, Iran

ARTICLE INFO

RESEARCH ARTICLE

Article History:
Received: 30 January 2025
Revised: 29 April 2025
Accepted: 10 May 2025

Keywords:
Wax deposition
Pipeline deposition
Artificial intelligence
Machine learning

ABSTRACT

The phenomenon of paraffin deposition is one of the major problems that has been permanently present in the oil and gas industry. One of these deposits is wax deposition, which is problematic in all stages of oil extraction, transportation, and processing, and has caused blockages in wells, and equipment. wells, oil transmission lines and exploitation units, and refining sites. Many of these researchers presented materials about wax apparent temperature (WAT) and thermodynamic investigation of wax deposition, which were widely used in the oil industry to predict initial deposition. In this work, models with multi-layer perceptron algorithm and random forest were created for wax deposition in the pipeline, and these models indicate that increasing the length of the pipeline can cause more wax deposition, as well as models for predicting these deposits relative to the length of the line. The tube was provided.

DOR: 20.1001.1.2409.1074.1404.02.20

How to cite this article
M. Shadbakhtr, E. Sahraei, A Hosseinzadegan, Prediction of Wax Deposition Using Machine Learning Algorithms: Multilayer Perceptron and Random Forest. *Iranian Journal of Gas Engineering*. 2025; 12(2): 8-17. (https://www.ijge.irangi.org/article_732238.html)

* Corresponding Author.
E-mail address: sahraei@sut.ac.ir, (E. Sahrae).

Available online 22 September 2025
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)