

Применение нейронных сетей долгой краткосрочной памяти для прогнозирования процессов парафиноотложения в магистральных нефтепроводах

Р.А. Шакиров¹, И.И. Хасанов²

¹Уфимский государственный нефтяной технический университет, Уфа

²Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва

Аннотация: В статье исследуется применение нейронных сетей долгой краткосрочной памяти (Long Short-Term Memory, LSTM) для прогнозирования выпадения асфальтосмолопарафиновых отложений (АСПО) при перекачке нефти по магистральным нефтепроводам. Авторами статьи обозначена актуальность проблемы образования АСПО в магистральном транспорте нефти, рассмотрены современные подходы математического моделирования прогнозирования выпадения отложений. С учетом особенностей различных видов нейронных сетей и имеющихся входных данных, была разработана соответствующая нейросетевая модель на базе LSTM. Разработанная модель демонстрирует достаточную степень точности прогнозирования и в то же время имеет перспективы для ее улучшения. Полученные результаты могут быть применимы операторами магистрального транспорта нефти для более точного прогнозирования и определения наиболее экономически эффективного периода очистки нефтепровода.

Ключевые слова: рекуррентная нейронная сеть, асфальтосмолопарафиновые отложения, нейронные сети, прогнозирование, сети кратковременной долгосрочной памяти, магистральный нефтепровод, транспорт нефти.

Введение

Одной из проблем в области магистрального и промыслового транспорта нефти, исследования в области которой продолжаются по настоящее время, является выпадение асфальтосмолопарафиновых отложений (АСПО), которые в процессе транспорта нефти при условии снижения температуры нефти ниже температуры массовой кристаллизации парафинов кристаллизуются и оседают на внутренней поверхности стенок трубопроводов. Данное явление с точки зрения современного состояния магистрального транспорта нефти является исключительно негативным и уменьшает как технологическую, так и экономическую эффективность процесса перекачки нефти [1]:

- в результате оседания АСПО на внутренней поверхности уменьшается проходное сечение нефтепровода, что сокращает его удельную производительность [2];

- наличие отложений по длине трубопровода приводит к увеличению давления на головной станции, и как следствие, повышению энергозатрат и расходов на перекачку;

- для трубопроводов с осложненными условиями залегания с высокой интенсивностью парафинизации (к таковым относятся преимущественно промысловые) проведение работ по очистке внутренней полости может быть затруднено вследствие погодных условий, что может приостановить работу трубопровода или технологические процессы на объекте в целом;

- наличие АСПО может влиять на отсутствие результатов по обследованию участков трубопроводов ультразвуковым методом, т.к. происходит искажение результатов по причине снижения скорости распространения ультразвука в парафине и затуханию ультразвукового сигнала, отраженные волны которого не фиксируются приемными датчиками дефектоскопа [3].

Несмотря на то, что к настоящему времени разработаны и широко применяются различные виды механических очистных устройств, которые являются наиболее эффективными с точки зрения очистки внутренней поверхности от уже сформировавшихся отложений, недостаточная степень изученности влияния различных факторов парафинизации на процесс осаждения и роста толщины АСПО позволяет ученым продолжать исследования в этой области. Следует отметить, что ключевым риском использования механических скребков является возможность их застревания в трубопроводе, что может привести к полной остановке перекачки нефти на обслуживаемом участке. В свою очередь, наиболее эффективная эксплуатация нефтепровода может быть достигнута при определении

оптимального с технологической и экономической точки зрения периода пропуски очистных устройств.

Для прогнозирования распределения АСПО по длине трубопровода и времени эксплуатации различными учеными, начиная с 1960-х гг., были разработаны соответствующие математические модели:

- модель Ф.Г. Мансурова и Ф.Г. Хабибуллина, разработанная на основе уравнения теплового баланса и учитывающая удельное количество выпадающего парафина, определяемого опытным путем [4];

- модель П.Б. Кузнецова, которая отличалась тем, что учитывала процессы роста кристаллов парафина, вымывания АСПО [5];

- модель В.Г. Зубарева, также основанная на уравнении теплового баланса для элементарного участка нефтепровода в рамках системы «нефть – трубопровод – грунт» [6] и зависящая от растворимости парафина в нефти при различных температурах;

- модель Б.Н. Мастобаева и Е.А. Армейского [7], разработанная на базе сочетания аналитических моделей и статистических данных.

Все эти модели имеют ограничения в виде зоны применимости и недостаточной точности ввиду индивидуальных реологических особенностей каждой из добываемых и транспортируемых нефтей. Процесс математического моделирования выпадения АСПО по длине трубопровода осложнен рядом факторов:

- оценка точности данных моделей с точки зрения величины АСПО в измеряемых точках нефтепровода может быть выполнена только при остановке нефтепровода и его извлечении на поверхность: на сегодняшний день в опытной эксплуатации компаний-операторов трубопроводного транспорта нефти отсутствуют механические устройства, позволяющие оценить толщину сформировавшихся и закрепленных на внутренней поверхности нефтепроводов отложений;

- вычисление коэффициентов для математических моделей зачастую может определяться на основании лабораторных экспериментов [5], что уменьшает точность модели при ее применении на реальных объектах.

Сегодня для прогнозирования процессов парафинизации нефтепроводов существует ряд программных комплексов, которые позволяют смоделировать процессы выпадения и формирования слоя АСПО в нефтепроводах. Одним из наиболее популярных является программное обеспечение (ПО) Schlumberger OLGA, которое является стандартом нефтегазовой отрасли для процессов моделирования добычи нефти. Данное ПО содержит несколько моделей парафиноотложения.

1. RRR-модель (по имени авторов – Rygg, Rydahl, Ronningsen) является полустационарной, неприменимой для ламинарного потока [8] моделью парафинизации для мультифазного потока, которая позволяет прогнозировать процесс выпадения парафина в нефтепроводах и скважинах. Механизм прогнозирования отложений основан на процессах молекулярной диффузии (molecular diffusion) и дисперсии сдвига (shear dispersion). Объемная скорость осаждения парафина на стенках трубопровода за счет молекулярной диффузии определяется по формуле (1):

$$Vol_{wax}^{diff} = \sum_{i=1}^{N_{wax}} \frac{D_{wo,i} (C_{wb,i} - C_{ws,i}) S_{set} M_{wax,i}}{\delta_{lam} \rho_{wax,i}} 2\pi r_s L, \quad (1)$$

где N_{wax} – число компонентов АСПО; $D_{wo,i}$ – коэффициент диффузии, определяемый по корреляции Хайдука-Минхаса; $C_{wb,i}$, $C_{ws,i}$ – молярные концентрации компонентов АСПО, растворенного в нефтяной фазе в основной части и на поверхности соответственно; S_{wet} – влажная часть сечения; $M_{wax,i}$ – молярный вес i -го компонента АСПО; δ_{lam} – толщина ламинарного подслоя; $\rho_{wax,i}$ – плотность i -го компонента АСПО; r_s – текущий внутренний радиус трубопровода; L – длина рассматриваемой секции

трубопровода.

Расчетная толщина АСПО при расчете усреднена, даже если поверхность трубы в определенных участках не полностью покрыта АСПО по всему сечению. Также одним из недостатков модели является то, что она не учитывает процесс переноса твердых отложений с внутренней поверхности трубопровода на высоких скоростях нефти за счет напряжения сдвига.

Несмотря на это, она учитывает процесс растворения отложений на поверхности трубопроводов. В модели высчитывается концентрация растворимых АСПО dC_w / dT по отношению к температуре начала массовой кристаллизации парафинов (Wax Appearance Temperature, WAT).

Процесс растворения АСПО на отдельных участках внутренней поверхности нефтепровода начинается при условии, что температура поверхности АСПО превышает температуру растворения парафина (Wax Dissolution Temperature, WDT). Определение концентрации растворимого на стенках трубопровода парафина определяется по формуле (2):

$$C_{ws} = C_{w,T_s} + \left. \frac{dC_w}{dT} \right|_{WAT} (T_s - WDT), \quad (2)$$

где C_{w,T_s} – концентрация АСПО при температуре поверхности АСПО T_s .

2. Matzain-модель, разработанная М. Мацайном в 1999 г., была представлена в его диссертационной работе, посвященной выпадению АСПО и прогнозированию данного процесса. Она представляет собой полуэмпирическую модель, учитывающую такие процессы, как перенос твердых отложений с внутренней поверхности трубопровода на высоких скоростях нефти за счет напряжения сдвига (shear stripping), а также учтенные в RRR-модели молекулярную диффузию – основной механизм осаждения – и сдвиговую дисперсию [9].

Скорость накопления АСПО рассчитывается по эмпирической

видоизменной формуле закона Фика (3):

$$\frac{d\delta}{dt} = \frac{\Pi_1}{1 + \Pi_2} D_{wo} \left[\frac{dC_w}{dT} \frac{dT}{dr} \right], \quad (3)$$

где δ – толщина слоя АСПО, осажденного на поверхности нефтепровода; D_{wo} – коэффициент диффузии, определяемый по корреляции Вилка и Чанга; C_w – концентрация парафина в нефти; r – радиус трубопровода; T – температура потока; Π_1 – коэффициент, учитывающий влияние пористости на скорость накопления АСПО и иные факторы осаждения АСПО, не учитываемые коэффициентом диффузии и зависящий от безразмерного параметра, представляющего собой функцию эффективного внутреннего радиуса нефтепровода; Π_2 – коэффициент, учитывающий перенос твердых отложений с внутренней поверхности трубопровода на высоких скоростях нефти за счет напряжения сдвига и зависящий от числа Рейнольдса.

Это показывает, что эффект перенос твердых отложений зависит от толщины слоя АСПО, условий перекачки и свойств продукта перекачки. Температурный градиент ламинарного подслоя определяется уравнением (4):

$$\frac{dT}{dr} = \frac{(T_b - T_{ws})}{k_{oil}} h_h, \quad (4)$$

где k_{oil} – коэффициент теплопроводности нефти; h_h – коэффициент теплопередачи внутренней поверхности стенки нефтепровода; T_b – температура жидкой фазы нефти; T_{ws} – температура АСПО.

3. Модель тепловой аналогии не имеет детального описания в известной литературе. Известно, что она вычисляет скорость переноса массы АСПО по аналогам теплопередачи. Скорость теплопередачи задается по формуле (5):

$$\mathcal{Q} = h(T_{wb} - T_{ws}), \quad (5)$$

где h – коэффициент теплопередачи.

Коэффициент теплопередачи, определяемый по (6), зависит от числа Нуссельта, которое в соответствии с (7) зависит от числа Рейнольдса и числа Прандтля:

$$h = \frac{\lambda N_{Nu}}{2R}, \quad (6)$$

где N_{Nu} – число Нуссельта:

$$N_{Nu} = 0,023 N_{Re}^{0,8} N_{Pr}^{1/3}, \quad (7)$$

где $N_{Re} = \frac{\rho v d}{\mu}$ – число Рейнольдса; $N_{Pr} = \frac{C_p \mu}{\lambda}$ – число Прандтля.

По аналогии, скорость массопереноса для i -го компонента определяется по формуле (8) как

$$M_i^* = m_i (C_{wb,i} - C_{ws,i}), \quad (8)$$

где m_i – коэффициент массопереноса.

При этом коэффициент массопереноса определяется по (9) на основе числа Шервуда, которое в соответствии с (10) является функцией чисел Рейнольдса и Шмидта:

$$m_i = \frac{D_{wo,i} N_{Sh,i}}{d}, \quad (9)$$

где N_{Sh} – число Шервуда:

$$N_{Sh,i} = 0,023 N_{Re}^{0,8} N_{Sc,i}^{1/3}, \quad (10)$$

где $N_{Sc,i} = \frac{\rho \mu}{\rho D_{wo,i}}$ – число Шмидта.

Как и для RRR-модели, коэффициент диффузии определяется по корреляции Хайдука-Минхаса. Модель тепловой аналогии учитывает все процессы, как и Matzain-модель – в частности, перенос твердых отложений с внутренней поверхности трубопровода на высоких скоростях нефти за счет напряжения сдвига и сдвиговую дисперсию [10].

Несмотря на наличие программных комплексов, позволяющих моделировать процессы парафинизации нефтепроводов, их использование при моделировании выпадения АСПО в рамках конкретного трубопровода может давать недостаточно точные результаты по тем же причинам (индивидуальность реологических свойств перекачиваемых нефтей), что присуще ранее разработанным математическим моделям. Достижение большей точности может быть обеспечено путем учета ранее полученных результатов в следующих моделях распределения АСПО, что возможно достичь путем использования самообучаемых нейросетевых моделей.

Начиная с 2000-х г. [11], одним из направлений модернизации в нефтегазовой промышленности является внедрение искусственных нейронных сетей. Ввиду того, что ранее разработанные математические модели учитывают множество факторов как самой нефти в виде реологических характеристик, так и геометрических параметров трубопровода и геологических параметров грунта/метеорологических параметров окружающей среды (для наземного/надземного участка), использование самообучаемой нейросетевой модели потенциально может более корректно учитывать влияние вышеописанных факторов и позволить достичь более точных результатов.

Выбор нейронной сети

Авторами статьи [12] разработана модель рекуррентной нейронной сети LSTM для прогнозирования удельного дебита нефти – ключевого параметра оценки производительности и эффективности месторождения. Актуальность разработки была обусловлена тем, что на месторождениях с небольшим сроком эксплуатации в естественных условиях (3-5 лет) требуется применение методов искусственного воздействия на пласт, выбор которого должен быть основан на параметрах, полученных ранее в ходе добычи. В связи с этим накопленный массив данных на предприятии может

быть использован для выбора наиболее эффективного решения по поддержанию и повышению нефтеотдачи. В качестве исходных данных авторы использовали массив данных на 416 дней (10 тысяч записей) для трех скважин Федоровского месторождения, что позволяло учитывать разнообразные геологические и метеорологические условия работы скважин. Входные параметры – количество закаченной воды в нагнетательную скважину и давление в скважине. Путем подбора необходимых параметров обучения модели авторами была достигнута высокая точность прогнозирования.

В свою очередь, авторы статьи [13] для прогноза дебита скважин приводят пример применения глубоких нейронных сетей. Обоснованием выполненной работы является необходимость оценки эффективности проведенных работ с экономической и технологической точек зрения, а также прогнозирования геолого-технологических мероприятий. В качестве исходных данных авторами был использован архив данных одного из нефтегазовых месторождений за 6 лет эксплуатации на 142 добывающие скважины. Указывается, что после подбора наиболее эффективной архитектуры (изменение числа входов и скрытых слоев; функция активации LeakyReLU) точность прогноза по сравнению с традиционным методом экстраполяции по скользящей средней был увеличен в два и более раза.

Примером использования сверточных нейронных сетей является задача классификации двухфазного потока в вертикальном трубопроводе нефтяной скважины [14]. Для нейронной сети были получены 20 тысяч изображений двухфазного потока различных режимов течения (кольцевой, пробковый, пузырьковый) по результатам численного моделирования и его визуализации в программном продукте OpenFOAM, из которых четверть была выделена для проверки, другая четверть – для тестирования, 1% - для верификации потока. Наибольшая точность в определении составила 93%. Полученные

результаты сопоставимы с картами течения двухфазного потока, подход имеет потенциал для будущего применения в различных инженерных системах.

Рассматривая примеры, не относящиеся к нефтегазовой отрасли, можно выделить исследование [15], где на примере рекуррентной нейронной сети авторами решена задача прогнозирования уровня воды в реке Амур, результаты которого заметно превосходят эффективность традиционных методов машинного обучения: значение средней абсолютной ошибки (Mean Absolute Error, MAE) составило 5,69 против 28,19, полученных в предыдущих исследованиях, значение корня средней квадратичной ошибки (Root Mean Squared Error, RMSE) составило 11,48. Важность исследования обоснована возможностью использования модели в целях предупреждения и мониторинга.

Другим примером из области горного дела является исследование [16], целью которого являлось прогнозирование расхода топлива самосвалов при открытой добыче полезных ископаемых. Авторами была создана гибридная LSTM-DNN модель, что позволило улучшить производительность модели по сравнению с другими моделями, в частности с точки зрения измерения точности: MAE = 0,0210; RMSE = 0,0294. Модель позволяет более точно спрогнозировать затраты на расход топлива в самосвалах в ходе горных работ.

С учетом поставленной задачи и накопленного опыта наиболее оптимальным вариантом является использование нейросетевой модели типа LSTM, так как в решении задачи по прогнозированию распределения парафиноотложений наиболее важным является способность к улавливанию зависимостей и закономерностей и самообучению в ходе освоения обучающей выборки.

Формирование исходных данных

Для разработки комплексного универсального решения задачи по формированию прогноза выпадения АСПО во времени необходимо сформировать ряд исходных данных, которые будут являться основой для обучения создаваемой нейросетевой модели.

Для моделирования процесса парафиноотложения авторами были выполнены исследования [17, 18]. В рамках этих исследований авторами были рассмотрены ряд факторов и произведена оценка необходимости их учета в создаваемой нейросетевой модели. Было установлено, что такие ключевые параметры системы «нефть – трубопровод – грунт», как диаметр трубопровода, концентрация парафина в нефти, углеводородный состав нефти, метод прокладки оказывают существенное изменение на график распределения отложений по длине трубопровода. В то же время такой параметр, как наличие уклонов геометрии трассы нефтепровода, практически не влияет на распределение АСПО.

Авторами было разработано 30 моделей нефтепроводов, которые отличаются следующими характеристиками:

- два различных состава нефти (в соответствии с табл. 1, табл. 2);
- концентрация парафина в нефти (3%, 4%, 5%, 6%, 7%);
- диаметр нефтепровода (820 мм, 1020 мм, 1220 мм);
- 400 контрольных точек по трассе трубопровода длиной 80 км, полученных по результатам моделирования в программном комплексе Schlumberger OLGA.

Параметры разработанных моделей нефтепроводов соответствуют условиям прокладки в Республике Башкортостан и указаны в табл. 3.

Для обучения и тестирования разрабатываемой модели был использован соответствующий общий датасет, учитывающий ранее описанные ключевые параметры всех разработанных моделей

нефтепроводов. Датасет сформирован в формате .CSV по аналогии с форматом временного ряда – координаты трубопровода расположены в датасете по удалению от точки начала координат.

Таблица № 1

Углеводородный состав нефти (плотность 891,4 кг/м³)

Компонент	Содержание, % масс.	Компонент	Содержание, % масс.
C ₂	0,07	C ₇₋₁₀	9,75
C ₃	0,44	C ₁₁₋₁₅	15,42
i-C ₄	0,28	C ₁₆₋₂₀	13,97
n-C ₄	0,6	C ₂₁₋₂₅	11,69
i-C ₅	0,73	C ₂₆₋₃₀	9,75
n-C ₅	0,45	C ₃₁₋₃₆	9,17
C ₆	1,43	C ₃₇₊	26,25

Таблица № 2

Углеводородный состав нефти (плотность 830,7 кг/м³)

Компонент	Содержание, % масс.	Компонент	Содержание, % масс.
C ₂	0,077	C ₇₋₉	27,774
C ₃	1,907	C ₁₀₋₁₂	13,934
i-C ₄	1,54	C ₁₃₋₁₅	10,847
n-C ₄	4,962	C ₁₆₋₂₀	10,922
i-C ₅	3,492	C ₂₁₋₂₅	6,107
n-C ₅	3,464	C ₂₆₋₂₉	3,952
C ₆	5,758	C ₃₀₊	5,266

Таблица № 3

Параметры моделей магистральных нефтепроводов для создания нейросети для нефтепроводов различных диаметров

Параметр	Значение		
	Диаметр наружный D , мм	820	1020
Толщина стенки $\delta_{ст}$, мм (ГОСТ 10704-91)	10	12	14
Толщина изоляции $\delta_{из}$, мм (ГОСТ Р 51164-98)	2,5	3	3
Глубина залегания (от верхней образующей) H , м (СП 36.13330.2012)	1,645	2,05	2,254
Расход нефти Q , м ³ /ч	3438,2	6170,7	11248,7
Скорость течения нефти v , м/с [19]	1,9	2,2	2,8
Длина участка нефтепровода L , км	80		
Среднегодовая температура грунта на оси трубопровода t_0 , °С (СП 20.13330.2016)	5,58	4,95	4,63
Ожидаемая конечная температура нефти t_H , °С	10		
Абсолютная шероховатость Δ , мм	0,2		
Плотность грунта $\rho_{гр}$, кг/м ³	1800		
Удельная теплоемкость грунта $C_{гр}$, Дж/(кг·°С)	3402		
Коэффициент теплопроводности грунта $\alpha_{гр}$, Вт/(м·°С)	0,75		
Длительность работы нефтепровода t , дней	180		
Модель парафинизации	Heat Analogy Model		

Формирование модели нейронной сети включает в себя следующие шаги.

Шаг 1: оценка влияния параметров магистрального нефтепровода на толщину АСПО:

- импорт исходного датасета, включающего данные всех 30 моделей

нефтепроводов с его последующим разделением на отдельные файлы в соответствии с разработанными моделями нефтепроводов;

- формирование файлов с отдельными датасетами для каждой модели нефтепровода, включая отсеивание незначимых параметров;

- анализ влияния параметров моделей нефтепроводов на толщину АСПО путем формирования корреляционной матрицы – вычисление коэффициента Пирсона, показывающего степень линейной связи между переменными.

Шаг 2: формирование нейросетевой модели:

- обучение нейросетевой модели: для обучения используются датасеты 29 из 30 моделей нефтепроводов, датасет 30-й модели (выбирается случайным образом) используется для сравнения результатов LSTM-модели с требуемым распределением АСПО;

- нормализация данных в диапазоне от 0 до 1 (функция MinMaxScaler);
- выделение тренировочной выборки и тестовой выборки (80% / 20%);
- преобразование данных в трехмерный формат [samples, time_steps, features], необходимый для LSTM;

- создание непосредственно самой модели LSTM;

- проверка на NaN;

- тестирование модели, включая визуализацию результатов, анализ полученных отклонений.

Обучение нейросети осуществляется на ранее созданных отдельных датасетах каждого из трубопроводов, где тестовый датасет выбирается случайно, а последовательность обучения моделей сохраняется. Проверка эффективности прогнозирования работы нейросетевой модели оценивается на последнем датасете.

Наибольшая точность была получена при следующих параметрах архитектуры LSTM-модели:

- слой LSTM с 20 нейронами;
- использование регуляризации – отключение 20% нейронов во время обучения для предотвращения переобучения (Dropout (0.2));
- выходной слой с одним нейроном для прогнозирования (Dense (1));
- использование функции потерь MSE (mean_squared_error);
- использование адаптивного оптимизатора Adam;
- 10 эпох обучения;
- размер пакета: 16.

Для уменьшения потерь или оптимизации алгоритма используется оптимизатор Adam, который можно использовать вместо классической процедуры стохастического градиентного спуска для итеративного обновления весов сети на основе обучающих данных.

По результатам анализа исходных данных была получена следующая корреляционная матрица (рис. 1).

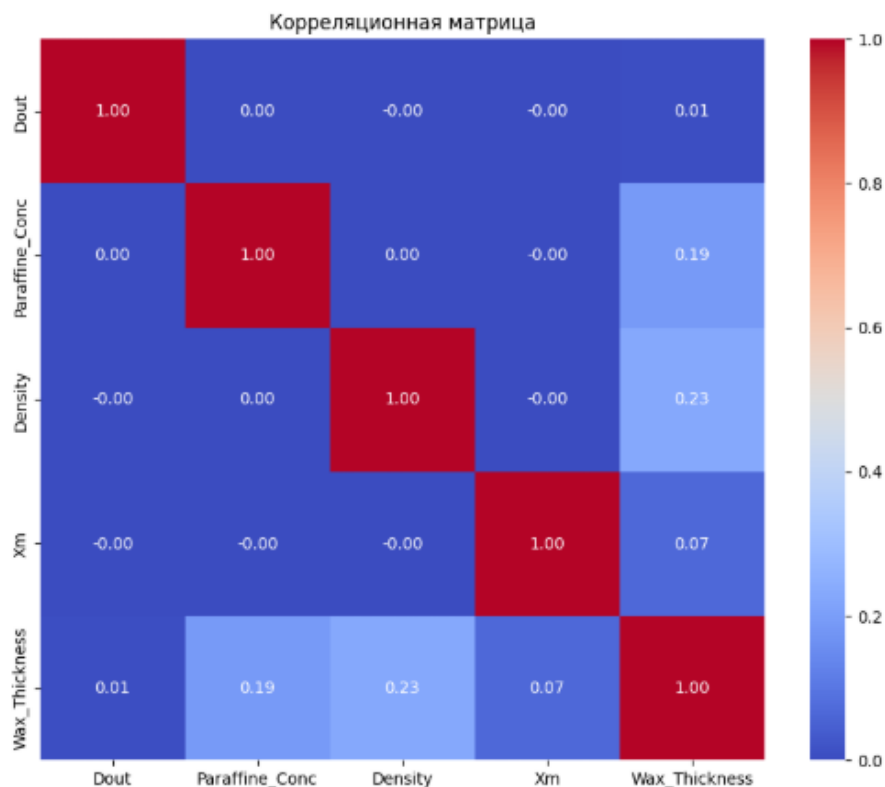


Рис. 1 – Корреляционная матрица параметров парафиноотложения

На основании результатов можно сделать вывод, что для данного набора данных наибольшее влияние на распределение АСПО имеют такие параметры, как плотность нефти и концентрация парафина в нефти.

При обучении модели на 29 датасетах и проверке на 30-ом датасете получены следующие показатели:

- Train Mean Absolute Error: 0.1110283233177935;
- Train Root Mean Squared Error: 0.14869457139385978;
- Test Mean Absolute Error: 0.11628755767864997;
- Test Root Mean Squared Error: 0.15637728195791806.

Для 350 точек на 30-ом датасете получено следующее распределение (рис. 2).

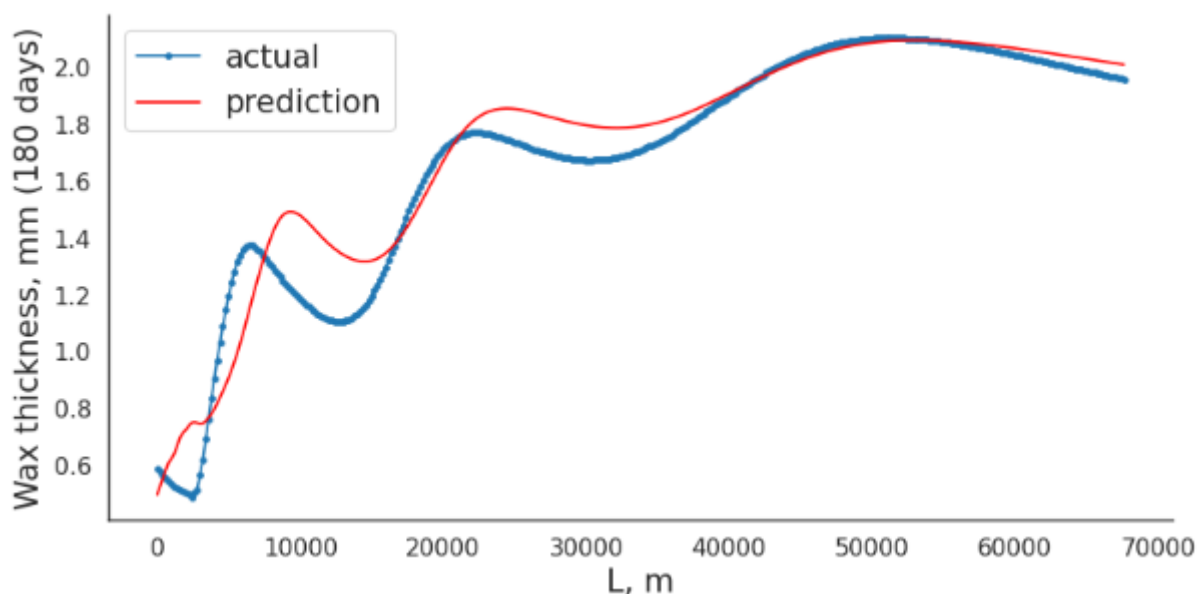


Рис. 2 – Прогнозирование распределения отложений на базе нейросетевой модели

Полученный результат говорит о том, что модель с достаточной точностью предсказывает толщину АСПО на отдельных участках нефтепровода, которые относятся ко второй половине рассматриваемого трубопровода, а также максимальную толщину АСПО на рассматриваемом участке нефтепровода в целом, но на отдельных участках имеются

отклонения как в тренде, так и распределении АСПО по длине. Это говорит о том, что для построения прогнозов с большей точностью требуются дополнительные модели, учитывающие иные составы нефти.

Заключение

В рамках проведенного исследования изучена возможность разработки и использования нейросетевой модели типа LSTM для прогнозирования распределения выпадения АСПО по длине нефтепровода. Полученные результаты графика прогнозного выпадения на тестовом трубопроводе и значения метрик качества полученных результатов (Mean Absolute Error, Root Mean Squared Error) позволяет сделать вывод о достаточной на текущем этапе точности прогнозирования распределения АСПО на отдельных участках и возможности использования данного подхода в целом. Модель требует доработки путем расширения набора исходных данных и в дальнейшем может быть рекомендована для использования операторами трубопроводного транспорта для оценки наиболее эффективного периода очистки трубопроводов от отложений.

Литература

1. Хасанов И.И., Шакиров Р.А., Леонтьев А.Ю., Логинова Е.А. Применение асфальто-смолопарафиновых отложений в качестве внутренней тепловой изоляции магистральных нефтепроводов // Транспорт и хранение нефтепродуктов и углеводородного сырья. 2018. № 4. С. 32-39.
2. Жиганнуров Р.М. Развитие методов и технических средств диагностирования магистральных нефтепроводов: дис. ... канд. техн. наук. Уфа, 2012. 140 с.
3. Хасанов И.И., Шакиров Р.А. Конструктивные и мехатронные аспекты совершенствования внутритрубного очистного устройства для решения задачи создания теплоизоляционного слоя из асфальтосмолопарафиновых

отложений // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2024. Т. 12. № 2 (45). URL: moitvivr.ru/ru/journal/pdf?id=1580.

4. Мансуров Ф.Г., Хабибуллин Ф.Г. Экспериментальные исследования процесса накопления отложений парафина в нефтепроводах // Трубопроводный транспорт нефти и нефтепродуктов. 1974. №. 12. С. 74-83.

5. Кузнецов П.Б. Математическая модель процесса парафинизации // Транспорт и хранение нефти и нефтепродуктов. 1973. №1. С. 17–21.

6. Зубарев В.Г., Оленев Н.М. Распределение парафина по длине нефтепровода // Нефтяное хозяйство. 1972. № 5. С. 67–69.

7. Мастобаев Б.Н., Армейский Е.А. Определение количества отлагающегося парафина на внутренних стенках труб // Транспорт и хранение нефти и нефтепродуктов. 1979. №5. С. 6-9.

8. Rosvold K. Wax deposition models. Master thesis, NTNU. Norges teknisknaturvitenskapelige universitet. 2008.

9. Aiyejina A., Chakrabarti D.P., Pilgrim A., Sastry M.K.S. Wax formation in oil pipelines: a critical review. Int. J. Multiphas. Flow. 2011. V. 37. No. 7. P. 671–694.

10. Zheng S., Saidoun M., Mateen K. Wax Deposition Modeling with Considerations of Non-Newtonian Fluid Characteristics. In Proceedings of the Offshore Technology Conference, Houston, TX, USA, 2–5 May, 2016. P. 18.

11. Еремин Н.А., Дмитриевский А.Н., Тихомиров Л.И. Настоящее и будущее интеллектуальных месторождений // Нефть. Газ. Инновации. 2015. № 12. С. 44-49.

12. Семёнов Е.Д., Брагинский М.Я., Тараканов Д.В., Назарова И.Л. Нейросетевое прогнозирование входных параметров при добыче нефти // Вестник кибернетики. 2023. Т. 22, № 4. С. 42–51.

13. Евсюткин И.В., Марков Н.Г. Глубокие искусственные нейронные сети для прогноза значений дебитов добывающих скважин // Известия Томского

политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2020. Т. 331. № 11. С. 88–95.

14. Пурицкис Я.В., Аубакиров Р.Б., Панченко И.В. Численное моделирование и нейронные сети для моделирования и классификации двухфазного потока в вертикальном трубопроводе // Деловой журнал Neftegaz.ru. 2024. № 12 (156). С. 64-68.

15. Вихтенко Э.М., Глеков М.С. Исследование моделей рекуррентных нейронных сетей для прогнозирования уровня реки на примере данных о реке Амур // Инженерный вестник Дона. 2025. № 3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2025/9913

16. Алтай В.И., Темкин И.О. Гибридная модель LSTM-DNN, прогнозирующая расход топлива самосвалов при открытой добыче полезных ископаемых // Инженерный вестник Дона. 2024. № 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2024/8966

17. Хасанов И.И., Шакиров Р.А., Бикбулатов Р.В., Сафина О.Р. Моделирование и определение характеристик процесса парафинизации магистральных нефтепроводов. Часть 1. Оценка применимости локальных эмпирических формул // Транспорт и хранение нефтепродуктов и углеводородного сырья. 2023. № 2. С. 16-23.

18. Хасанов И.И., Шакиров Р.А., Каширина Д.А. Моделирование и определение характеристик процесса парафинизации магистральных нефтепроводов. Часть 2. Оценка влияния реологических характеристик нефти и климатических факторов на процесс образования АСПО // Транспорт и хранение нефтепродуктов и углеводородного сырья. 2023. № 3-4. С. 28-35.

19. Нечваль А.М. Основные задачи при проектировании и эксплуатации магистральных нефтепроводов: учеб. пособие. Уфа: Изд-во УГНТУ, 2005. 80 с.

References

1. Hasanov I.I., Shakirov R.A., Leont'ev A.Ju., Loginova E.A. Transport and storage of Oil Products and hydrocarbons. 2018. № 4. pp. 32-39.
 2. Zhigannurov R.M. Razvitie metodov i tehniceskikh sredstv diagnostirovaniya magistral'nyh nefteprovodov [Development of methods and technical means for diagnostics of main oil pipelines]: Candidate's thesis. Ufa, 2012. 140 p. (in Russian)
 3. Hasanov I.I., Shakirov R.A. Modelirovanie, optimizacija i informacionnye tehnologii. 2024. T. 12. № 2 (45). URL: moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1580.
 4. Mansurov F.G., Habibullin F.G. Truboprovodnyj transport nefti i nefteproduktov. 1974. №. 12. pp. 74-83.
 5. Kuznecov P.B. Transport i hranenie nefti i nefteproduktov. 1973. № 1. pp. 17–21.
 6. Zubarev V.G., Olenev N.M. Neftjanoe hozjajstvo. 1972. № 5. pp. 67–69.
 7. Mastobaev B.N., Armejskij E.A. Transport i hranenie nefti i nefteproduktov. 1979. №5. pp. 6-9.
 8. Rosvold K. Wax deposition models. Master thesis, NTNU. Norges teknisknaturvitenskapelige universitet. 2008.
 9. Aiyejina A., Chakrabarti D.P., Pilgrim A., Sastry M.K.S. Wax formation in oil pipelines: a critical review. Int. J. Multiphas. Flow. 2011. V. 37. No. 7. pp. 671–694.
 10. Zheng S., Saidoun M., Mateen K. Wax Deposition Modeling with Considerations of Non-Newtonian Fluid Characteristics. In Proceedings of the Offshore Technology Conference, Houston, TX, USA, 2–5 May, 2016. p. 18.
 11. Eremin N.A., Dmitrievskij A.N., Tihomirov L.I. Neft'. Gaz. Innovacii. 2015. № 12. pp. 44-49.
 12. Semjonov E.D., Braginskij M.Ja., Tarakanov D.V., Nazarova I.L. Proceedings in Cybernetic. 2023. T. 22, № 4. pp. 42–51.
-



13. Evsjutkin I.V., Markov N.G. Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering. 2020. Т. 331. № 11. pp. 88–95.
14. Purickis Ja.V., Aubakirov R.B., Panchenko I.V. Delovoj zhurnal Neftegaz.ru. 2024. № 12 (156). pp. 64-68.
15. Vihtenko Je.M, Glekov M.S. Inzhenernyj vestnik Dona. 2025. № 3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2025/9913
16. Altaj V.I., Temkin I.O. Inzhenernyj vestnik Dona. 2024. № 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2024/8966
17. Hasanov I.I., Shakirov R.A., Bikbulatov R.V., Safina O.R. Transport and storage of Oil Products and hydrocarbons. 2023. № 2. pp. 16-23.
18. Hasanov I.I., Shakirov R.A., Kashirina D.A. Transport and storage of Oil Products and hydrocarbons. 2023. № 3-4. pp. 28-35.
19. Nechval' A.M. Osnovnye zadachi pri proektirovanii i jekspluatacii magistral'nyh nefteprovodov: ucheb. posobie [Main tasks in designing and operating main oil pipelines: a tutorial]. Ufa: Izd-vo UGNTU, 2005. 80 p.

Дата поступления: 21.02.2025

Дата публикации: 25.04.2025