

В соответствии с характеристиками БПЛА был проведен расчет времени на облет всей трассы трубопровода. Исходя из средней скорости дрона, равной 50 % от максимальной допустимой, Matrice 300 RTK может пролететь 28 км на одном заряде батареи. Суммарное время облета всей трассы составляет 7 часов и 17 часов без учета и с учетом подзарядки соответственно. На основе проведенных расчетов было выявлено, что общее количество беспроводных станций должно составлять 10 штук, а количество передатчиков управляющих сигналов - 30 штук. Для обоснования экономической целесообразности использования БПЛА были приведены такие показатели, как стоимость дрона Matrice 300 RTK - 1590 тыс. руб., беспроводной зарядной станции для дрона - около 200 тыс. руб., передатчика управляющих сигналов - 100 тыс. руб., аренды вертолета Ми-8Т - 170 тыс. руб в сутки, средняя зарплата линейного трубопроводчика - 40 тыс. руб. и др. Исходя из этих данных сделан вывод, что срок окупаемости одного дрона исходя из требований нормативной документации о периодичности инспекций составляет 6 месяцев.

Использование БПЛА в качестве современной технологии осмотра объектов трубопроводной системы является эффективным и перспективным развивающимся направлением множества нефтегазовых компаний. Выявлено, что дрон DJI Matrice 300 RTK подходит для выполнения поставленных задач, а также является наиболее экономически эффективным по сравнению с воздушным патрулированием на вертолете.

#### Литература

1. ГОСТ 34182-2017 Магистральный трубопроводный транспорт нефти и нефтепродуктов. Эксплуатация и техническое обслуживание. Основные положения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://docs.cntd.ru/document/1200146117?section=status>
2. Marathe S. Leveraging drone based imaging technology for pipeline and RoU monitoring survey //SPE Symposium: Asia Pacific Health, Safety, Security, Environment and Social Responsibility. – OnePetro, 2019.

### ОЦЕНКА ДОПУСТИМОСТИ КОРРОЗИОННЫХ ДЕФЕКТОВ МАГИСТРАЛЬНОГО НЕФТЕПРОВОДА С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Рюмкин К.К., Зарубин А.Г.

Научный руководитель доцент Н.В. Чухарева

*Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия*

**Аннотация.** Ввиду интенсивного старения значительного фонда системы магистральных трубопроводов Российской Федерации оценка технического состояния объекта с использованием современных методов обработки больших объемов данных становится первостепенной задачей в современной нефтегазовой отрасли. В данной работе проведено исследование с целью выявления потенциально-опасных дефектов и прогнозирования условного коэффициента ремонта, который определяет необходимость восстановления целостности нефтепровода с обнаруженным дефектом по данным ВТО. Исследование выполнено путем применения метода главных компонент, а также решения регрессионной задачи на языке программирования R. Аналитическая часть исследования основана на международных методиках оценки прочности: B31G, B31G mod., Shell 92 и RSTRENG.

**Ключевые слова:** трубопровод, коррозионный дефект, разрушающее давление, оценка, условный коэффициент ремонта, метод главных компонент, нейронная сеть, среднее квадратическое отклонение.

Трубопроводный транспорт углеводородного сырья является наиболее эффективным способом перекачки больших объемов нефти, газа и продуктов их переработки во многих отраслях промышленности. Однако данный способ имеет ряд недостатков, связанных, в основном, с изменением первоначального технического состояния объекта. В первую очередь, трубопровод подвергается разрушению под воздействием коррозионно-активных веществ, которые создают локальные коррозионные дефекты как на внутренней, так и на внешней поверхностях труб. Это нарушает целостность трубопровода и увеличивает вероятность инцидента или аварии. Для минимизации данного риска эксплуатирующие организации проводят внутритрубное обследование (ВТО) с целью выявления наиболее потенциально опасных дефектов и принятия по каждому из них управляющих решений. На основе вышесказанного, определение необходимости восстановления целостности участков труб с выявленными аномалиями по результатам ВТО является актуальной задачей каждой нефтегазовой компании.

Целью работы является прогнозирование допустимости коррозионных дефектов магистрального нефтепровода с использованием методов машинного обучения.

В соответствии с целью были поставлены следующие задачи:

- провести аналитический расчет коэффициента ремонта на основе международных методик оценки прочности коррозионных дефектов;
- выявить наиболее значимые переменные в массиве исходных данных методом главных компонент;
- определить группу дефектов, подлежащих особому контролю со стороны эксплуатирующей организации;
- сформировать матрицу данных для последующего решения регрессионной задачи;
- подготовить конфигурацию искусственной нейронной сети;
- построить и сравнить диаграммы производительности линейной модели и нейронной сети;
- визуализировать диапазон среднее квадратическое отклонение модели машинного обучения.

Главным критерием, по которому производилась оценка выявленного дефекта, является условный коэффициент ремонта (ERF). Он равен отношению максимально допустимого рабочего давления, которое регламентируется проектной документацией, к разрушающему давлению, при котором происходит сквозное

разрушение металла трубы в месте расположения КД. При выполнении условия  $ERF \geq 1$  КД не допустим для дальнейшей эксплуатации и подлежит ремонту.

Так как результаты расчета ERF по наиболее распространенным зарубежным методикам: B31G, B31G mod., Shell 92 и RSTRENG [1, 2] показали, что ни один дефект не имеет значение коэффициента больше единицы, то было принято решение о применении метода главных компонент с целью выявления отличающихся дефектов.

Осуществив статистическую обработку исходного массива методом главных компонент, были обнаружены переменные, вносящие больший вклад в модель машинного обучения. К этим показателям относятся: вид дефекта, остаточная толщина стенки, вид коррозии (наружная или внутренняя), а также ориентация расположения КД. Далее мы рассмотрели пространство главных компонент PC1-PC4, так как оно объясняет до 90 % всей информации (рис. 1а), и выявили, что существует группа дефектов (рис. 1б, 1в), которые отличаются от всех остальных. Из этого следует, что для данной группы дефектов можно рекомендовать проведение дополнительных диагностических мероприятий методами неразрушающего контроля или особого внимания при следующем ВТО.

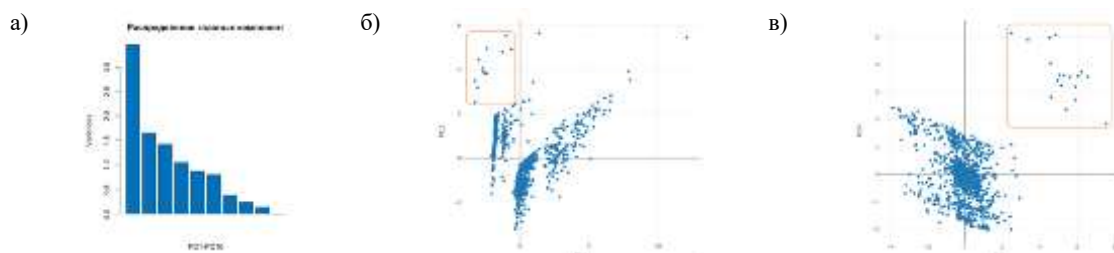


Рис. 1. Визуализация: а) распределения главных компонент PC1-PC10; б) PC1-PC2; в) PC3-PC4

Объектом исследования является нефтепровод, трасса которого проложена по территории с высокой сейсмической активностью, пересекает несколько активных тектонических разломов и имеет большое количество оползневых участков. Регион прокладки предопределяет необходимость прогнозирования технического состояния объекта ввиду отсутствия возможности быстрого реагирования при внештатной ситуации из-за труднодоступности.

Для формирования выборки путем численного моделирования в качестве переменных были использованы такие параметры дефектов, как ширина, длина, относительная глубина, ориентация, наименование дефекта и др. После чего данные были подготовлены путем шкалирования. Результатом подготовки данных стала матрица из 11 столбцов, одним из которых является ERF.

После успешной проверки матрицы на отсутствие точек было осуществлено разделение данных на обучающий (75 % от всего объема) и тестовый (25 % от всего объема) наборы. Далее была задана определенная конфигурация искусственной нейронной сети, которая содержала в себе два скрытых слоя из 2/3 нейронов по сравнению с входным слоем. Данная структура сети была подобрана для минимизации метрик точности. Графическое представление модели нейронной сети [3] показано на рисунке 1 (а).

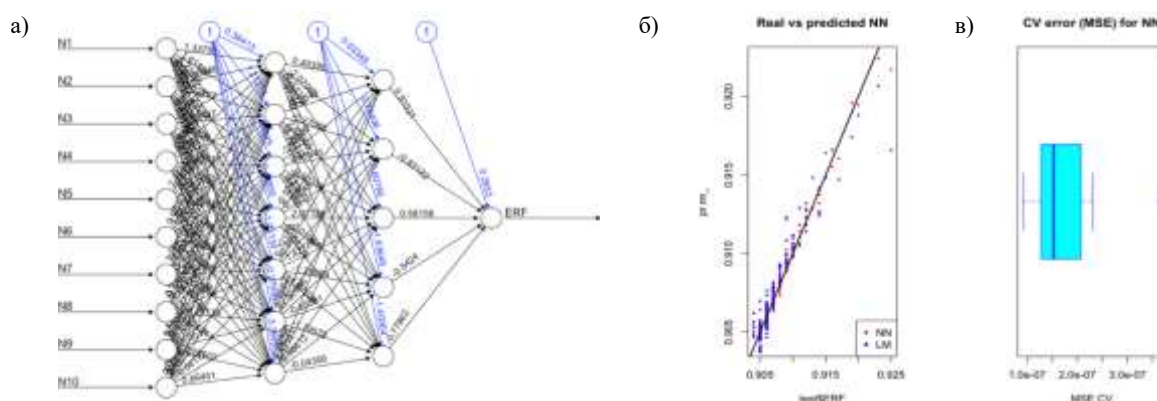


Рис. 2. Графическое представление при расчете по B31G: а) нейронная сеть; б) сравнение линейной модели с нейронной сетью; в) среднеквадратическая ошибка нейронной сети

Далее было проведено сравнение линейной модели и нейронной сети по средней квадратической ошибке (MSE) и средней абсолютной ошибке (MAE) и выявлено, что сеть работает лучше, так как её MSE в 3,5 раза меньше. Производительность линейной модели и нейронной сети показана на рисунке 2 (б). Визуально видно, что прогнозы, сделанные нейронной сетью, являются наиболее точными.

После проведения перекрестной проверки (CV) среднеквадратическая ошибка нейронной сети составила  $2,0 \times 10^{-7}$ . Диапазон MSE при CV представлен на рисунке 2 (в).

По результатам исследования при расчете ERF по методикам B31G mod. и RSTRENG можно сделать вывод, что нейронная сеть осуществляет прогноз с меньшей MSE по сравнению с линейной моделью (табл. 1). Однако при

расчете по Shell 92 наблюдается обратный результат, что может быть вызвано недостаточным объемом исходных данных.

Таблица 1

Результаты расчета MSE

Стандарт	MSE (линейная модель)	MSE (нейронная сеть)	MAE (нейронная сеть)	MSE для CV (нейронная сеть)
B31G	$8,0 \times 10^{-7}$	$3,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-4}$	$2,0 \times 10^{-7}$
B31G mod.	$6,0 \times 10^{-7}$	$2,0 \times 10^{-7}$	$4,0 \times 10^{-4}$	$1,0 \times 10^{-7}$
RSTRENG	$9,0 \times 10^{-5}$	$4,0 \times 10^{-5}$	$6,0 \times 10^{-3}$	$4,0 \times 10^{-5}$
Shell 92	$2,0 \times 10^{-6}$	$2,0 \times 10^{-7}$	$4,0 \times 10^{-4}$	$3,0 \times 10^{-7}$

Методы машинного обучения в случае решения задач регрессии с использованием нейронной сети позволяют отделить нужную информацию из массива больших данных, выявить отличающиеся коррозионные дефекты и провести дополнительную проверку вычислений ERF с высокой точностью. Применение нейронной сети для решений регрессионной задачи может увеличить достоверность оценки технического состояния магистрального трубопровода и обеспечить правильное обоснование управляющего решения по каждому коррозионному дефекту.

Литература

1. Zelmati D. et al. A probabilistic approach to estimate the remaining life and reliability of corroded pipelines //Journal of Natural Gas Science and Engineering. – 2022. – Т. 99. – С. 104387.
2. Mousavi S. S., Moghaddam A. S. Failure pressure estimation error for corroded pipeline using various revisions of ASME B31G //Engineering Failure Analysis. – 2020. – Т. 109. – С. 104284.
3. Fritsch S., Guenther F., Guenther M. F. Package 'neuralnet' //Training of Neural Networks. – 2019.

**МЕТОДЫ ОРГАНИЗАЦИИ, ПЛАНИРОВАНИЯ И ОБРАБОТКИ РЕЗУЛЬТАТОВ  
ЭКСПЕРИМЕНТА ВСЛЕДСТВИЕ ВОСПЛАМЕНЕНИЯ И ВЗРЫВА В РЕЗЕРВУАРАХ  
ХРАНЕНИЯ БЕНЗИНА И ОЦЕНКА РИСКА АВАРИЙ**

**Федорова Т.В.**

Научный руководитель профессор Стрижак П.А.

*Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия*

В большинстве областей научной и практической работы специалиста сильное влияние оказывают теоретические методы изучения разных объектов и процессов в окружающем нас мире. Впрочем, несмотря на относительно высокую эффективность применяемых на практике методов, основанных на физических законах, при рассмотрении конкретных технологических проблем, особенно при условии функционирующего производства, исследователю чаще всего приходится рассматривать задачи, решение которых на практике не представляется возможным без организации и проведения определённых экспериментальных исследований.

Оценка последствий и ущерба от возможных аварий включает описание и определение размеров возможных воздействий на людей, имущество и (или) окружающую среду. При этом оценивают физические эффекты аварийных событий (разрушение технических устройств, зданий, сооружений, пожары, взрывы, выбросы токсичных веществ); уточняют объекты, которые могут подвергнуться воздействиям поражающих факторов аварий; используют соответствующие модели аварийных процессов совместно с критериями поражения человека и групп людей, а также критерии разрушения технических устройств, зданий и сооружений [1].

Критичность аварийных ситуаций для расчета показателей риска включает в себя события техногенные катастрофы. В данной статье не рассматриваются случаи, где происходит частичное разрушение резервуара.

При полном нарушении герметичности резервуара с бензином было составлено «дерево событий» изображённое на рисунке.



Рис. «Дерево событий» при полном нарушении герметичности резервуара с бензином