

Солонченко Михаил Евгеньевич, аспирант БГТУ им В. Г. Шухова  
*Научный руководитель: Пучка О.В., док. техн. наук, проф..*  
*Белгородский государственный технологический университет*  
*им. В.Г. Шухова, г. Белгород, Россия*

## **ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ КОМПЕНСАЦИИ ПОГРЕШНОСТЕЙ РАСХОДОМЕРОВ В УСЛОВИЯХ МНОГОФАЗНЫХ ПОТОКОВ**

В нефтехимической промышленности точность измерения расхода напрямую влияет на эффективность технологических процессов, коммерческий учёт и промышленную безопасность. Наиболее сложной задачей является измерение многофазных потоков, содержащих нефть, газ и воду. В условиях высокого газосодержания и турбулентного течения традиционные расходомеры демонстрируют значительные погрешности [1].

Для дифференциальных расходомеров расход определяется выражением:

$$Q = C_d A \sqrt{\frac{2\Delta P}{\rho(1-\beta^4)}} \quad (1)$$

Изменение структуры потока приводит к нестабильности коэффициента расхода и снижению точности измерений. Одним из перспективных направлений повышения качества расходоизмерения является применение CFD-моделирования и алгоритмов искусственного интеллекта.

Основными факторами, влияющими на точность расходомеров в многофазных потоках, являются:

- неравномерность профиля скорости;
- турбулентность;
- изменение плотности среды;
- газосодержание GVF;
- пульсации давления;
- кавитационные процессы.

Для анализа гидродинамических процессов была разработана CFD-модель проточной части расходомера.

Моделирование показало наличие зон вихреобразования и локальной турбулентности, существенно влияющих на стабильность измерений.

Таблица 1. Основные источники погрешностей расходомеров

<b>Источник погрешности</b>	<b>Влияние на измерение</b>
Высокое газосодержание	Искажение профиля скорости
Турбулентность	Нестабильность сигнала
Пульсации давления	Колебания расхода
Изменение вязкости	Изменение коэффициента расхода
Кавитация	Рост случайной погрешности

Чтобы компенсировать погрешности расходомеров в условиях многофазных потоков, можно использовать современные алгоритмы машинного обучения и искусственного интеллекта, которые могут воспринимать и анализировать сложные нелинейные зависимости между параметрами потока и текущими значениями расхода. Благодаря современным подходам можно учитывать влияние одновременно множества факторов, которые меняются в реальном времени и влияют на итоговый результат, чего невозможно добиться традиционными методами [2].

В настоящий момент стоит обратить свое внимание на следующие популярные алгоритмы которые уже используются в отдельных производствах:

- ANN — это математическая модель и вычислительная система в одном ключе. Она состоит из множества взаимосвязанных узлов, которые обрабатывают информацию и способны обучаться на данных для решения задач распознавания, классификации, прогнозирования и принятия решений.;
- LSTM — это разновидность рекуррентной нейронной сети (РНС), призванная решить проблему исчезающего градиента, с которой часто сталкиваются традиционные РНС.;
- Random Forest — алгоритм машинного обучения, заключающийся в использовании ансамбля решающих деревьев. Алгоритм сочетает в себе две основные идеи: метод бэггинга Бреймана и метод случайных подпространств предложенный. Алгоритм применяется для задач классификации, регрессии и кластеризации.;

- XGBoost — библиотека с открытым исходным кодом, используемая в машинном обучении. Предоставляет функциональность для решения задач, связанных с регуляризацией градиентного бустинга.

Использование нескольких алгоритмов позволяет сравнить их эффективность при различных режимах течения и определить наиболее устойчивую модель компенсации погрешностей [3].

Входными параметрами интеллектуальной модели являются основные характеристики потока и измерительной среды:

- давление;
- температура;
- скорость потока;
- вязкость;
- газосодержание GVF;
- перепад давления на измерительном участке.

Давление и температура оказывают непосредственное влияние на плотность и физические свойства транспортируемой среды. Скорость потока определяет структуру течения и характер распределения фаз внутри трубопровода. Такой показатель как вязкость является основным показателем в нефтехимической промышленности, поскольку влияет на гидродинамическое сопротивление, а также на коэффициент расхода, в частности при транспортировке тяжелых нефтепродуктов [4]. Так же к наиболее значимым факторам относится такой показатель как – газосодержание, т.к. наличие фоздуха в системе транспортировки жидкости по трубопроводу вызывает значительную деформацию как самого трубопровода, так и приборов измеряющих расход, транспортируемого вещества. Такие деформации приводят к излишне высоким погрешностям при измерении, поскольку страдает не только металл но так же и показатели скорости в системе, что приводит к нестабильности измерительных сигналов.

Основываясь на анализе входных параметров создаваемая интеллектуальная система будет формировать корректирующую модель, которая может позволить компенсировать возникающие погрешности, а так же определить фактическое значение расхода в режиме реального времени.

В качестве выходного параметра может использоваться скорректированное значение расхода [5].

На текущий момент наиболее эффективными в плане устойчивости являются LSTM – модели, они позволяют обеспечить устойчивую обработку нестационарных режимов течения.

Для оценки точности модели будет применена формула среднеквадратичной ошибки:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

Относительная погрешность определяется по формуле:

$$\delta = \frac{|Q_{\text{meas}} - Q_{\text{true}}|}{Q_{\text{true}}} * 100\% \quad (3)$$

Результаты моделирования и интеллектуальной коррекции показали существенное снижение погрешности измерений.

Таблица 2. Сравнение результатов компенсации погрешностей

Метод компенсации	Средняя погрешность
Без компенсации	12–18 %
Традиционная коррекция	8–10 %
Алгоритмы ИИ	3–5 %

Таким образом, было выявлено, что использование нейросетевых моделей может позволить существенно повысить точность измерений, а так же позволить снизить влияние нестабильных гидродинамических процессов. Полученные предварительные результаты моделирования показывают, что технология применения технологий искусственного интеллекта и машинного обучения, достаточно перспективна для расходоизмерительной индустрии в целом, и в частности для нефтегазовой промышленности.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Мулёнко И. Г., Пучка О. В., Рябко В. В., Милер А. О. Применение электронно-оптического метода при определении вместимости резервуаров // От качества инструментов к инструментам качества: сб. докл. Всерос. науч.-техн. конф., Тула, 19-20 окт. 2023 г. - Тула: Тул. гос. ун-т, 2023. - С. 134-137.

2. API Manual of Petroleum Measurement Standards. Chapter 20.3: Measurement of Multiphase Flow. – Washington: American Petroleum Institute, 2022. – 145 p.
3. ISO 5167-1:2022. Measurement of fluid flow by means of pressure differential devices inserted in circular cross-section conduits running full. – Geneva: International Organization for Standardization, 2022. – 48 p.
4. Mohanraj R., Ashokumar K., Naren J. Field monitoring and automation using IoT in oil and gas industry // Procedia Computer Science. – 2020. – Vol. 133. – P. 38–45.
5. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge: MIT Press, 2018. – 775 p.