

## **АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА АНАЛИЗА КАЧЕСТВА ПРИРОДНОГО ГАЗА**

**Брокарев И. А.<sup>1</sup>**

*(РГУ нефти и газа (НИУ) имени И.М. Губкина, Москва,  
ФГБУН Институт проблем управления  
им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)*

**Васьковский С. В.<sup>2</sup>, Фархадов М. П.<sup>3</sup>**

*(ФГБУН Институт проблем управления  
им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)*

*Рассматривается и исследуется автоматизированная информационная система определения энергетических параметров природного газа, приведены её основные узлы, показан вариант работы системы на экспериментальных данных. Разработанная архитектура автоматизированной системы состоит из следующих узлов: информационная подсистема, реализующая разработанные алгоритмы; подсистема измерительной информации; подсистема проведения анализа. Рассмотрен метод анализа качества природного газа на основе нейронных сетей. Основные достоинства метода и системы на его основе заключаются в следующем: преимуществом каждой из подсистем является их многофункциональность, позволяющая модифицировать систему на каждом этапе под определенную задачу и осуществлять получение необходимой измерительной информации коммерчески доступным и относительно недорогим измерительным оборудованием. Разработка модели для решения задачи анализа качества природного газа включает в себя ряд этапов: выбор данных для обучения модели; выбор архитектуры модели; выбор метода обучения модели; оценка точности работы модели. Система апробирована с использованием результатов экспериментов, проведенных в лабораторных условиях на данных реальных газовых смесей. Рассчитаны показатели точности определения энергетических параметров, по которым можно сделать вывод о возможности применения исследуемого метода и системы на его основе для анализа качества реальных газовых смесей. Реализованная архитектура автоматизированной информационной системы обеспечивает анализ качества газа с низкими временными затратами.*

**Ключевые слова:** анализ качества природного газа, оценка точности систем анализа, автоматизированные информационные системы.

---

<sup>1</sup> Иван Андреевич Брокарев, старший преподаватель (brokarev.i@gubkin.ru).

<sup>2</sup> Сергей Владимирович Васьковский, к.т.н., с.н.с. (vb3v@yandex.ru).

<sup>3</sup> Маис Паша оглы Фархадов, д.т.н., г.н.с. (mais@ipu.ru).

## **1. Введение**

В связи с модернизацией нефтегазовой промышленности, а также со сложностью решения промышленных задач традиционными методами в данной отрасли существует большое число примеров применения нейросетей, в частности модели на основе нейронных сетей показали свою эффективность при решении задачи прогнозирования эффективности геолого-технических мероприятий [5, 7, 9], при прогнозировании нефтеотдачи и оценке применимости методов увеличения нефтеотдачи [1, 4, 6], при прогнозировании работы скважин [8, 15]. В работе [2] проводится сравнение моделей на основе нейронной сети и различных методов машинного обучения для вычисления коэффициента сжимаемости природного газа, в статье [3] предложена модель, комбинирующая различные алгоритмы машинного обучения для прогнозирования выбросов оксидов углерода и азота газовых турбин. Одной из перспективных задач, в которых возможно применение искусственных нейронных сетей, является задача анализа качества природного газа. В настоящее время существует большое количество различных методов анализа показателей качества природного газа [14]. В результате проведённого исследования достоинств и недостатков существующих методов и автоматизированных информационных систем определения показателей качества газа сделаны следующие выводы. В настоящее время в промышленности преобладают физико-химические методы анализа качества газа и системы на их основе. Основными методами являются методы газовой хроматографии и калориметрии для задач определения энергетических характеристик природного газа. Физико-химические методы анализа компонентного состава и энергетических параметров газа обладают рядом существенных недостатков, в частности дороговизна и крупные габариты используемого оборудования, большие временные затраты на проведение единичного анализа. В настоящее время разрабатываются альтернативные аналитические методы анализа качества газа и системы на их основе, но широкого распространения они пока не получили. Характерными особенностями систем на основе аналитических методов,

определяющими актуальность их разработки, являются низкие временные затраты на проведение анализа, использование моделей, в частности нейросетевых, для получения необходимых концентраций компонентов, использование относительно недорогих и доступных на рынке измерительных приборов. Разработанная архитектура системы анализа качества газа обладает следующими свойствами: определение компонентного состава модели эквивалентного псевдогаза и энергетических параметров природного газа с низкими временными затратами; использование нейросетевых моделей, в частности нейросетей, для нахождения неизвестных концентраций компонентов модели эквивалентного псевдогаза, зная измеренные свойства газа; измерение физических параметров газа коммерчески доступными и относительно недорогими измерительными приборами. Основными преимуществами системы являются: проведение анализа с низкими временными затратами – до нескольких секунд (для портативных газовых хроматографов анализ занимает десятки минут); высокая точность проведения анализа за счет применения нейросетевых моделей – до третьего класса ( $\pm 0,5$  МДж/м<sup>3</sup>) определения энергетических параметров газа; снижение стоимости измерительного комплекса за счет использования доступных на рынке измерительных приборов до сотен тысяч рублей (стоимость высокоточного промышленного хроматографа превышает миллион рублей); меньшие габариты измерительного комплекса по сравнению с традиционным хроматографом.

Для решения проблемы точного анализа качества природного газа в настоящее время в промышленности используются различные автоматизированные информационные системы (АИС), основанные на физико-химических методах анализа. Следует отметить, что при применении таких АИС обеспечивается точность анализа за счёт использования прямых методов измерения и соответствующих методов обработки информации. Но при этом такие системы имеют следующие недостатки: значительные временные и экономические затраты на проведение анализа, высокая трудоёмкость разработки системы и высокие затраты на обслуживание ее технических средств. Поэтому актуальной является разработка нового метода и средств обработ-

ки информации, а также реализующих их АИС, позволяющих обеспечить высокую скорость проведения анализа качества природного газа, характеризующихся низкой стоимостью разработки и эксплуатации. В настоящее время нейронные сети широко используются в нефтегазовой отрасли в связи с её модернизацией, а также со сложностью решения промышленных задач существующими методами и алгоритмами. Подход с использованием нейросетевых моделей, включая обучение моделей на экспериментальных данных для определения эксплуатационных и стоимостных показателей, применяется в большом числе практических задач нефтегазовой отрасли, таких как контроль давления в газораспределительной сети, прогнозирование вязкости природного газа и т.д. Актуальным является применение нейросетевых технологий и при разработке нового метода и средств обработки информации для интеллектуального анализа качества природного газа.

В качестве практической реализации предлагаемых решений в данной статье рассмотрено экспериментальное подтверждение предложенного метода обработки информации, в частности реализация АИС анализа качества газа. При исследовании системы использовались ранее полученные в работах [10–13] результаты, в частности: использование разработанной нейросетевой модели, применение многокритериальной оценки для выбора входных параметров, использование алгоритма перехода к модели эквивалентного псевдогаза, оценка надёжности с применением вероятностного метода. Архитектура АИС функционирует следующим образом. На технологическом объекте, к которому планируется применить разработанную АИС, в байпасе (обводном трубопроводе технологической установки, применяющемся для транспортировки газа параллельно запорной и регулирующей арматуре) от основной технологической трубы располагаются две измерительные камеры (основная и резервная). В каждой измерительной камере установлены следующие измерительные приборы: прибор TCG3880 компании Xensor Integration для измерения коэффициента теплопроводности, прибор TDS0119 компании Dynament Infrared Gas Sensors для измерения концентрации диоксида углерода, прибор Optim

компании Optel для измерения скорости звука. Данные измерений через концентратор поступают на персональный компьютер. Поступившие от блока входных данных измерения передаются на подсистему алгоритмов, реализованную на ПК в Matlab. Архитектура АИС состоит из трёх основных узлов: информационная подсистема, реализующая разработанные алгоритмы; подсистема получения измерительной информации, включая измерение физических параметров газа; подсистема проведения расчёта энергетических параметров. Архитектура АИС показана на рис. 1. Под алгоритмом нейросетевого анализа понимается выбор архитектуры сети и её обучение.

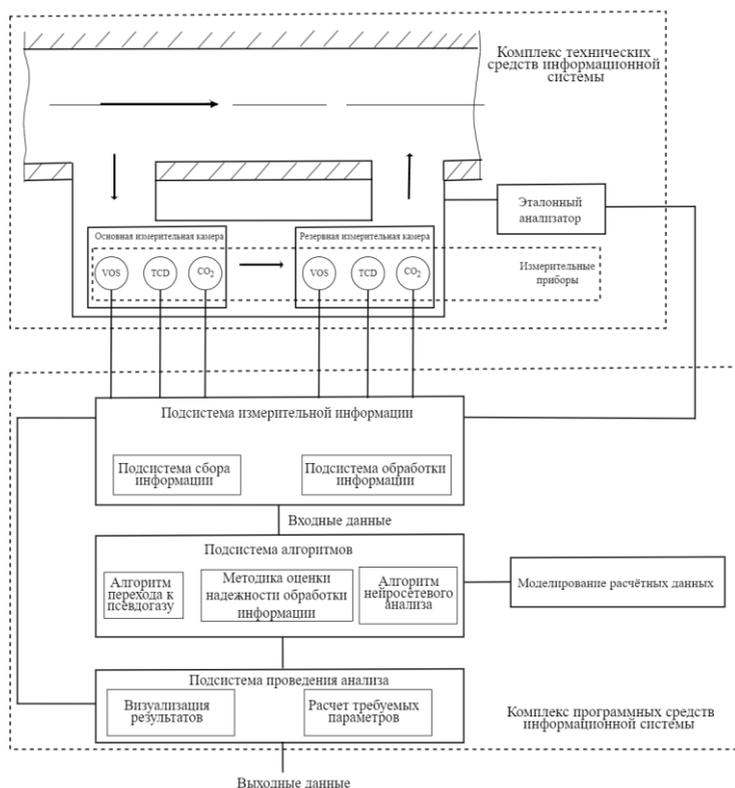


Рис. 1. Архитектура АИС

## **2. Описание архитектуры АИС**

### **2.1. ПОДСИСТЕМА ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ**

Подсистема измерительной информации состоит из измерительных приборов и аппаратуры, которую возможно использовать в исследуемой задаче для получения значений физических параметров для оценки работы системы в целом. Стоит отметить, что данная подсистема апробировалась на модели, обладающей всеми свойствами предлагаемой системы, в частности возможностью достижения высокой точности анализа за счёт подготовки смесей с использованием регуляторов массового расхода, проведение измерений коммерчески доступными и относительно недорогими измерительными приборами.

Также исследуемая подсистема измерительной информации включает в себя визуализацию основных измеряемых параметров, в частности скорости звука, теплопроводности и концентрации диоксида углерода для наглядного представления процесса измерения. Визуализация реализуется при помощи алгоритмов из соответствующей подсистемы, в частности алгоритма для визуализации различия параметров исходных смесей и модели псевдогазовых смесей. Предлагаемая подсистема получения измерительной информации апробировалась на доступном измерительном оборудовании, её основная функция – предоставление измерительной информации для последующей обработки.

### **2.2. ПОДСИСТЕМА АЛГОРИТМОВ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ**

Данная подсистема включает программное обеспечение с реализованными алгоритмами основных функций подсистемы. В предлагаемой реализации архитектуры АИС в качестве программного обеспечения используется пакет прикладных программ для решения задач технических вычислений Matlab 2019b [19] с плагином NIST REFPROP [22] – программы, производящей расчёт различных свойств газовых смесей, как физических параметров, являющихся измеряемыми в исследуемой задаче, так и энергетических параметров, являющихся выходными це-

левыми параметрами в исследуемой задаче. В качестве пакета прикладных программ для реализации алгоритмов и расчёта параметров газа в исследуемой задаче возможно использовать программное обеспечение, функционирующее на современных операционных системах, включая Linux, macOS и Windows, в котором возможно реализовать приведенные алгоритмы, что является преимуществом предлагаемой системы – свойством многофункциональности системы. Подсистема алгоритмов включает в себя следующие алгоритмы: алгоритмы формирования данных, алгоритмы проведения нейросетевого анализа, алгоритмы первичной визуализации данных. Алгоритм формирования компонентного состава газа заключается в задании минимального и максимального (согласно стандартам) значения концентрации каждого компонента с последующим перебором всех возможных вариантов компонентного состава с заданием шага по каждому компоненту. Алгоритм расчёта компонентного состава модели эквивалентного псевдогаза заключается в использовании методик для расчёта по компонентному составу исходного газа компонентного состава модели четырёх-, пятикомпонентного псевдогаза или двух видов псевдогаза одновременно, что можно задать в данном алгоритме. Алгоритм задания температуры и давления позволяет добавлять к компонентному составу значения давления и температуры в задаваемом диапазоне для формирования расчётных данных. Алгоритм расчёта физических параметров и энергетических характеристик для исходного газа и модели эквивалентного псевдогаза заключается в выборе стандарта, по которому будет производиться расчет, выборе параметров, которые будут рассчитаны, единиц измерения, формирования отчёта о возможных ошибках расчёта и формирования массива данных. Входной информацией для алгоритма является количество доступных технических средств информационной системы и сведения о рассматриваемом объекте исследования. В зависимости от соотношения количества доступных технических средств и числа компонентов в объекте расчёт возможен по моделям четырёх- и пятикомпонентного псевдогаза. Выходной информацией в алгоритме является компонентный состав выбранной модели псевдогаза.

Алгоритмы, реализующие нейросетевой анализ, предусматривают формирование данных для модели, разработку самой модели, её обучение и тестирование на массиве данных. Алгоритм импорта данных предназначен для формирования удобного для представления вида данных в зависимости от платформы, из которой осуществляется импорт. Основной алгоритм нейросетевого анализа включает в себя ряд алгоритмов, реализующих следующие функции: возможность пропуска ряда моделей в случае отсутствия необходимости их рассмотрения; многокритериальная оценка входных параметров с последующим выбором наиболее подходящего набора входных данных; разделение данных на тренировочную, валидационную, тестовую выборки с выбором объема выборки, количества разбиений, процентом данных, идущих на каждую из выборок; выбор набора входных и выходных данных, их округление до значений, которые возможно получить посредством измерений приборами; вычисление матрицы коэффициентов корреляции, нормализация и кросс-валидация данных; реализация нейросетевых моделей, для нейросетевых моделей настройка параметров, в том числе архитектуры модели, алгоритма обучения, критерия окончания обучения, количества циклов обучения, расчёта ошибок при обучении для всех моделей, обратной денормализации данных, расчёта показателей точности при обучении и тестировании нейросетевых моделей и выбор модели для последующего тестирования.

Архитектура используемой нейросетевой модели представляет собой простую рекуррентную нейронную сеть (РНС) с одним скрытым слоем. Количество нейронов во входном слое равно трем по количеству входных физических параметров (скорость звука, теплопроводность, концентрация диоксида углерода). Количество нейронов в выходном слое равно трем по количеству выходных концентраций компонентов псевдогаза за исключением концентрации диоксида углерода. Количество нейронов в скрытом слое равно одиннадцати, функциями активации нейронов были выбраны сигмоидальная функция в виде гиперболического тангенса для скрытого слоя и линейная функция активации для выходного слоя. Структура разработан-

ной РНС показана на рис. 2 ( $n$ ,  $k$ ,  $m$  – количество нейронов во входном, скрытом и выходном слоях).

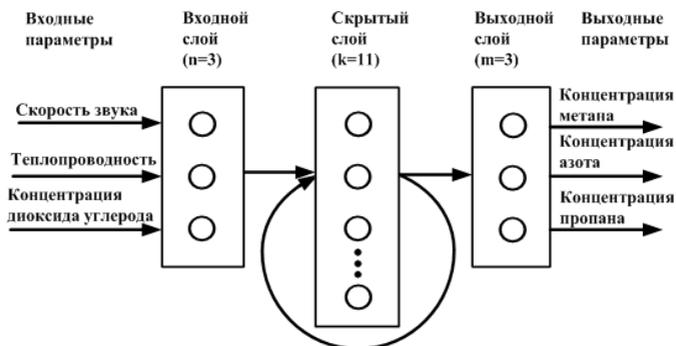


Рис. 2. Нейросетевая модель определения компонентного состава эквивалентного псевдогаза

Для проверки эффективности работы разработанной модели проводится исследование на тестовой выборке данных. Данная выборка включала данные, которые не участвовали в обучении нейросетевой модели. Предварительная тестовая выборка включала 4358 газовых смесей, сформированных аналогично тренировочной выборке, которая включала в себя 96701 газовую смесь.

Подсистема приведённых алгоритмов является важным преимуществом предлагаемой архитектуры АИС анализа качества газа, реализующая алгоритмы предварительной подготовки массива данных и разработки нейросетевой модели. На этом этапе в силу многофункциональности подсистемы возможно пропустить или модифицировать некоторые этапы, подстроив подсистему под определённую задачу. Также в данной подсистеме возможно реализовать предварительное обучение и тестирование модели, многокритериальную оценку входных параметров, переход к модели эквивалентного псевдогаза и другие алгоритмы, позволяющие упростить дальнейшую разработку системы и дающие возможность оттестировать некоторые этапы функционирования системы.

### **2.3. ПОДСИСТЕМА ПРОВЕДЕНИЯ АНАЛИЗА**

Данная подсистема была реализована с использованием того же программного обеспечения, что и подсистема алгоритмов. Для апробации предлагаемой подсистемы был произведён измерительный эксперимент, который заключался в измерении физических параметров газа, в частности, скорости звука, коэффициента теплопроводности и концентрации диоксида углерода для исходных газовых смесей и для соответствующих им четырёх- и пятикомпонентных псевдогазовых смесей. Данные параметры при выбранных термодинамических стандартных условиях измерялись двумя однотипными измерительными приборами для оценки надёжности получаемых измерительных данных. Скорость звука, теплопроводность измерялись для матрицы газовых смесей. Данная матрица строилась путём постепенного увеличения содержания компонентов для покрытия выбранного объекта, а именно российского природного газа. Исследуемая матрица газовых смесей соответствует диапазонам по компонентам российского природного газа, что означает, что в проведенном эксперименте был покрыт весь исследуемый природный газ, что может считаться преимуществом системы по её качеству апробации.

На рис. 3 показаны данные об измерении скорости звука для газовой смеси метан-пропан-азот-диоксид углерода. На рис. 4 показаны результаты измерения для смеси метан 94%, пропан 1%, диоксид углерода 1%, азот 4%. Участки горизонтальных линий на рис. 3 соответствуют определённому компонентному составу, при этом для каждого состава вариация показаний по скорости звука не выходит за пределы 5 см/с. Стоит отметить, что скачки на графиках 3 и 4 объясняются тем, что в начале и конце измерений происходит проверка на чистом метане для контроля достоверности измерений и дальнейшей коррекции данных по температуре и давлению.

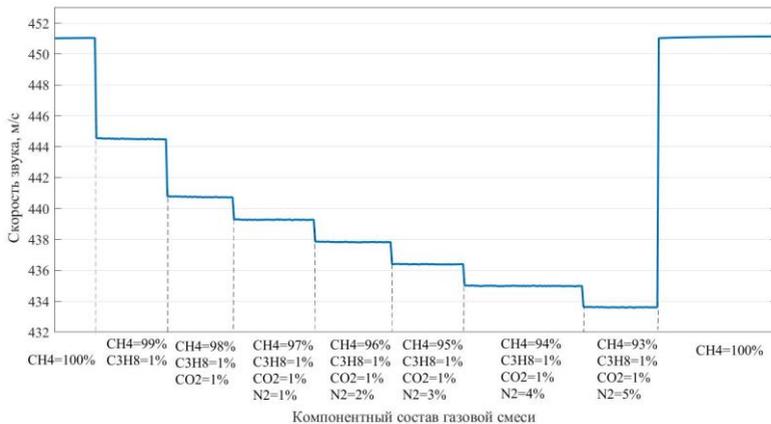


Рис. 3. Результаты измерения скорости звука газовой смеси метан-пропан-азот-диоксид углерода

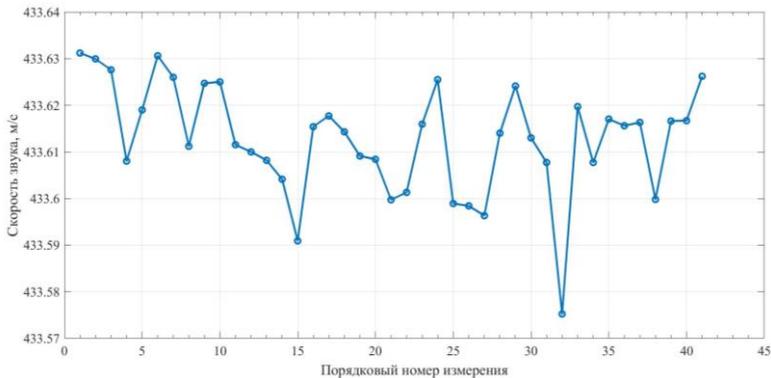


Рис. 4. Результаты измерения скорости звука для газовой смеси метан 94%, пропан 1%, диоксид углерода 1%, азот 4%

На следующем шаге рассчитывались показатели точности определения как компонентного состава модели эквивалентного псевдогаза, так и точность определения энергетических параметров газа. Работа данной подсистемы заключается в тестировании разработанной нейросетевой модели на полученных экспериментальных данных после их коррекции и предварительной обработки. Результаты тестирования (с рассчитанными макси-

мальным (MAO), среднем абсолютным отклонением (CAO) и среднеквадратичным отклонением (СКО) показаны в таблице 1.

*Таблица 1. Точность определения компонентного состава псевдогаза разработанной нейросетевой моделью на экспериментальных данных*

Компонент	MAO, молярная доля, %	CAO, молярная доля, %	СКО
Метан	0,94	0,56	0,64
Пропан	0,53	0,36	0,32
Азот	0,44	0,25	0,23

В таблице 2 и на рис. 5 и 6 показана точность определения энергетических характеристик газа (низшая объемная теплотворная способность и число Воббе), полученных путем расчета по полученному компонентному составу модели эквивалентного псевдогаза.

*Таблица 2. Точность определения энергетических параметров газа по разработанной нейросетевой модели на этапе тестирования*

Параметр точности	Теплотворная способность, МДж/м <sup>3</sup>	Число Воббе, МДж/м <sup>3</sup>
MAO	0,351	0,478
CAO	0,112	0,235

Стоит отметить, что высокое быстродействие системы крайне важно для тех случаев, когда свойства газа могут изменяться быстро и требуют постоянного мониторинга, что делает разработку исследуемой системы крайне актуальной, например, это переработка попутного газа нефтяных месторождений, который раньше шел в факелы, газ, получаемый гидроразрывом пласта и биогаз из различных источников [18, 20, 21, 23, 24].

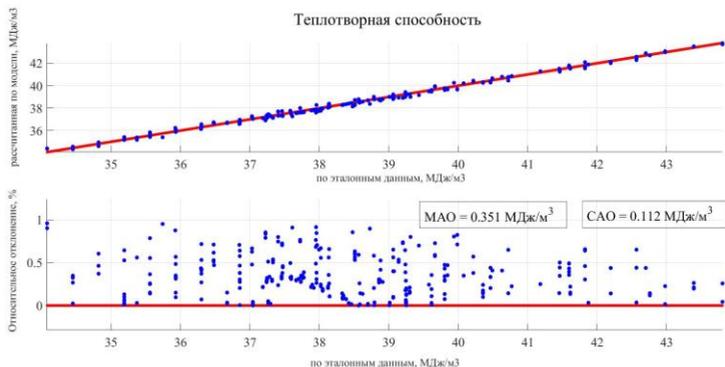


Рис. 5. Точность определения теплотворной способности по разработанной нейросетевой модели на этапе тестирования

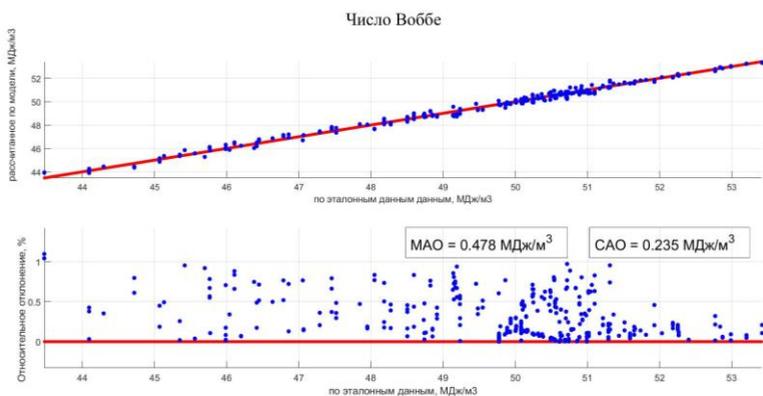


Рис. 6. Точность определения числа Воббе по разработанной нейросетевой модели на этапе тестирования

Реализация в системе ряда алгоритмов, методов и технологий, в том числе использование нейросетевых технологий, многокритериальной оценки входных параметров, алгоритма перехода к модели эквивалентного псевдогаза, оценка надёжности с применением вероятностного метода также являются преимуществами системы.

### 3. Заключение

Разработана АИС для определения значений энергетических характеристик природного газа по результатам измерения заданного набора его физических параметров. Архитектура АИС состоит из информационной подсистемы, реализующей разработанные алгоритмы, подсистемы измерительной информации и подсистемы проведения анализа. Преимуществом системы является её распределённая структура, заключающаяся в том, что выход из строя одного из узлов не приводит к полной остановке всей системы. Возможность функционирования АИС обосновывается использованием программного обеспечения, выполняющего расчёты, и измерительных приборов, предоставляющих измерительную информацию. Разработанные методы и архитектура системы позволяют проводить исследование и анализ различных современных методов для определения качества природного газа; осуществлять верификацию качества функционирования оборудования; выполнять экспериментальные исследования для оценки точности измерений качества природного газа. По результатам исследований было предложено алгоритмическое решение, на основе которого реализовано программное обеспечение, функционирующее в рамках существующей автоматизированной информационной системы, которое позволяет проводить анализ качества природного газа с меньшими временными и стоимостными затратами.

### Литература

1. КЕЛЛЕР Ю.А. *Разработка искусственных нейронных сетей для предсказания технологической эффективности от выравнивания профиля приемистости* // Известия Томского политехнического университета. Информационные технологии. – 2014. – № 5. – С. 60–65.
2. КОЧУЕВА О.Н. *Аппроксимация коэффициента сжимаемости газа на основе генетических алгоритмов* // Автоматизация и информатизация ТЭК. – 2023. – №11(604). – С. 59–68. – DOI: 10.33285/2782-604X-2023-11(604)-59-68.

3. КОЧУЕВА О.Н. *Разработка моделей прогнозирования выбросов оксидов углерода и азота газовых турбин на основе генетических алгоритмов* // Деловой журнал Neftegaz.RU. – 2022. – №5-6(125-126). – С. 14–20.
4. КОЧУЕВА О.Н., СКОРОВ Д.С., ЛЕБЕДЕВА А.Ю. *Оценка применимости методов увеличения нефтеотдачи с использованием искусственной нейронной сети* // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. – 2020. – №1(558). – С. 8–13. – DOI: 10.33285/0132-2222-2020-1(558)-8-13.
5. ЛЕОНОВ М.Г., ЖИРНОВ Б.С. *Обработка экспериментальных данных процесса коксования с помощью нейронных сетей* // Нефтегазовое дело. – 2014. – №2. – С. 151–165.
6. МАНДРИК И.Э., ШАХВЕРДИЕВ А.Х., СУЛЕЙМАНОВ И.В. *Оценка и прогноз нефтеотдачи на основе моделирования нейронными сетями* // Нефтяное хозяйство. – 2005. – №10. – С. 31–34.
7. ПЧЕЛЬНИКОВ И.В., БОРХОВИЧ С.Ю., НАТАРОВ А.Л. *Перспективы прогнозирования эффективности ГТМ на основе нейросетевого моделирования* // Нефть. Газ. Новации. – 2016. – №4. – С. 37–40.
8. СОЛОМАТИН Г.И., ЗАХАРЯН А.З., АШКАРИН Н.И. *Прогнозирование работы скважин с помощью искусственных нейронных сетей* // Нефтяное хозяйство. – 2002. – №10. – С. 92–96.
9. ASHENA R., THONHAUSER G *Application of Artificial Neural Networks in Geoscience and Petroleum Industry* // Artificial Intelligent Approaches in Petroleum Geosciences. – 2015. – P. 127–166.
10. BROKAREV I.A., FARKHADOV M.P., VASKOVSKII S.V. *Recurrent neural networks to analyze the quality of natural gas* // Vestnik Tomskogo Gosudarstvennogo Universiteta – Управление, Vychislitel'naya Tekhnika i Informatika. – 2021. – No. 55. – P. 11–17.

11. BROKAREV I.A., VASKOVSKII S.V. *Gas Quality Determination Using Neural Network Model-based System* // Proc. of the 2nd Int. Workshop on Stochastic Modeling and Applied Research of Technology (SMARTY 2020). – Petrozavodsk: Institute of Applied Mathematical Research, Karelia Research Centre of the Russian Academy of Sciences, 2020. – Vol. 2792. – P. 113–128.
12. BROKAREV I.A., VASKOVSKII S.V. *Investigation of Reliability for Information System for Natural Gas Quality Analysis* // Advances in Systems Science and Applications. – 2022. – Vol. 22, No. 2. – P. 11–20.
13. BROKAREV I.A., VASKOVSKII S.V. *Multi-criteria estimation of input parameters in natural gas quality analysis* // Advances in Systems Science and Applications. – 2020. – Vol. 20, No. 2. – P. 60-69.
14. DÖRR H., KOTURBASH T., KUTCHEROV V. *Review of impacts of gas qualities with regard to quality determination and energy metering of natural gas* // Measurement Science and Technology. – 2019. – Vol. 30, No. 2. – P. 1–20.
15. JIMENEZ DE LA CRUZ G., RUZ-HERNANDEZ J., SHELOMOV E., SALAZAR-MENDOZA R. *Optimization of an Oil Production System using Neural Networks and Genetic Algorithms* // Proc. of the Joint 2009 Int. Fuzzy Systems Association World Congress and 2009 European Society of Fuzzy Logic and Technology Conference. – 2009. – P. 1815–1820.
16. KAUR J., ADAMCHUK V., WHALEN J., ISMAIL A. *Development of an NDIR CO<sub>2</sub> Sensor-Based System for Assessing Soil Toxicity Using Substrate-Induced Respiration* // Sensors. – 2015. – No. 15. – P. 4734–4748.
17. KOTURBASH T., BICZ A., BICZ W. *New instrument for measuring velocity of sound and quantitative characterization of binary gas mixtures composition* // Measurement Automation Monitoring. – 2016. – P. 254–258.
18. KOTURBASH T., BICZ A., KUTCHEROV V.G. *Real-time quality metering of propanated biomethane*. – 2021. – Vol. 27, No. 1. – P. 8.

19. *Matlab 2019b Software*. – URL: <https://www.mathworks.com> (Дата обращения: 30.05.2023).
20. MIRZAEI-PAIAMAN A., SALAVATI S. *The Application of Artificial Neural Networks for the Prediction of Oil Production Flow Rate // Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*. – 2012. – No. 34:19. – P. 1834–1843.
21. PETCULESCU A. *An acoustic approach to assess natural gas quality in real time // The Journal of the Acoustical Society of America*. – 2017. – No. 142. – P. 2547.
22. *REFPROP Software*. – URL: <https://www.nist.gov/srd/refprop> (Дата обращения: 30.05.2023).
23. WU F., YAN Y., YIN C. *Real-time microseismic monitoring technology for hydraulic fracturing in shale gas reservoirs: A case study from the Southern Sichuan Basin // Natural Gas Industry*. – 2017. – Vol. 4, Iss. 1. – P. 68–71.
24. YI P., LIZHI X., YUANZHONG Z. *Remote real-time monitoring system for oil and gas well based on wireless sensor networks // Int. Conf. on Mechanic Automation and Control Engineering*. – 2010. – P. 2427–2429.

## **AUTOMATED INFORMATION SYSTEM FOR NATURAL GAS QUALITY ANALYSIS**

**Ivan Brokarev**, National University of Oil and Gas «Gubkin University», Moscow, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, senior lector ([brokarev.i@gubkin.ru](mailto:brokarev.i@gubkin.ru)).

**Sergei Vaskovskii**, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Candidate of Sciences, senior researcher ([v63v@yandex.ru](mailto:v63v@yandex.ru)).

**Mais Farhadov**, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Doctor of Sciences, chief researcher ([mais@ipu.ru](mailto:mais@ipu.ru)).

*Abstract: The article proposes an automated information system for determining the energy parameters of natural gas, shows its main components, and shows a version of the system's operation based on experimental data. The proposed architecture of the automated system consists of the following parts: an information subsystem*

*that implements the developed algorithms, a measurement information subsystem, and an analysis subsystem. The main advantages of the method and the system based on it are as follows: multifunctionality, which allows to modify the system at each stage for a specific task and obtain the necessary measurement information using commercially available and relatively inexpensive measuring equipment. Development of a model for solving the problem of analyzing the quality of natural gas includes a number of successive stages, namely: selection of data for training the model; choice of model architecture; choosing a model training method; assessing the accuracy of the model. The system was tested using the results of experiments conducted in laboratory conditions using data from real gas mixtures. Indicators of the accuracy of determining energy parameters have been calculated, from which it can be concluded that the method under study and the system based on it can be used to analyze the quality of real gas mixtures. The implemented architecture of the automated information system is information and computing, providing analysis of gas quality with low time costs.*

Keywords: analysis of the quality of natural gas, assessment of the accuracy of gas analysis systems, automated information systems.

УДК 519.6

ББК 30.1

DOI: 10.25728/ubs.2024.108.10

*Статья представлена к публикации  
членом редакционной коллегии В.Г. Лебедевым.*

*Поступила в редакцию 15.02.2024.*

*Опубликована 31.03.2024.*