



ПОДЗЕМНЫЕ
РЕЗЕРВУАРЫ

ГЕНЕРАТОРЫ
ВОДОРОДА



Нефтегаз.RU

ДЕЛОВОЙ ЖУРНАЛ

ИНТЕРЕСНО О СЕРЬЕЗНОМ

ISSN 2410-3837

9 [153] 2024

РАЗРАБОТКА ГАЗОВЫХ ЗАЛЕЖЕЙ



Входит в перечень ВАК (К1)

«ФРАКДЖЕТ-ВОЛГА» КОМПЛЕКСНЫЙ ПОДХОД К НЕФТЕСЕРВИСУ



За 15 лет работы «ФракДжет-Волга» стала комплексным нефтесервисным подрядчиком с арсеналом наукоемких технологий, широким спектром оказываемых услуг и 23 филиалами по всей России.

Какие достижения стоят за цифрой «15» и над какими перспективами работает коллектив компании – читайте в нашем юбилейном спецпроекте.

Приглашаем вас посетить стенд «ФракДжет-Волга» на Петербургском международном газовом форуме!

8–11 октября 2024 | Павильон F | Стенд E2



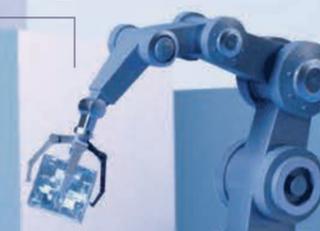
НОВЫЕ ПОДХОДЫ К БЕЗОПАСНОСТИ ТЭК

ВЗГЛЯД ИЗ КОСМОСА ↘



ЦИФРОВАЯ БУРОВАЯ —
↙ НОВАЯ СТУПЕНЬ БЕЗОПАСНОСТИ

АВТОМАТИЗАЦИЯ
И РОБОТЫ ↘



**НЕ ВКЛЮЧАТЬ
РАБОТАЮТ ЛЮДИ**

ЧЕЛОВЕЧЕСКИЙ ФАКТОР ↗



↑ ИСКУССТВЕННЫЙ
ИНТЕЛЛЕКТ

ЗАЩИТА ПРОМЫШЛЕННОГО
ОБОРУДОВАНИЯ ↙



↗ ПОЛИТИКА БЕЗОПАСНОСТИ



↗ НОВОСТИ



СИСТЕМЫ БЕЗОПАСНОСТИ СООРУЖЕНИЙ ↙

ГАЗСТРОЙПРОМ
СТРОЙТРАНСНЕФТЕГАЗ 20 СТИГ

↙ ЗАЩИТА ДАННЫХ



↙ БПЛА: ЗАЩИТА И УГРОЗА



↑ КИБЕРБЕЗОПАСНОСТЬ



Safety.neftegaz.ru

РЕКЛАМА

Обход ограничений больших языковых моделей при расчете индекса чистой энергии



20

Проблемы разработки газовых залежей Туронского яруса Западной Сибири



30

Твердоокисные электролизные элементы-генераторы водорода с рекордной эффективностью: исследования и разработки ИФТТ РАН



40

Современные и перспективные технологии производства, транспортировки и использования жидкого водорода



46

Эпохи НГК 4

РОССИЯ Главное

Очередной пассаж или финальный тренд? 8

Арктик СПГ-2 впервые отправил партию в Азию 10

События 12

Первой строчкой 14

ЦИФРОВИЗАЦИЯ

Новая ступень развития автоматизации бурения в России 16

Обход ограничений больших языковых моделей при расчете индекса чистой энергии 20

Цифровая трансформация в едином пространстве WELDBOOK 28

ДОБЫЧА

Проблемы разработки газовых залежей Туронского яруса Западной Сибири 30

ЭНЕРГОСНАБЖЕНИЕ

Газотурбинные станции для предприятий нефте- и газодобычи 36

ВОДОРОДНАЯ ЭНЕРГЕТИКА

Твердоокисные электролизные элементы – генераторы водорода с рекордной эффективностью: исследования и разработки ИФТТ РАН 40

Современные и перспективные технологии производства, транспортировки и использования жидкого водорода 46

Наноструктурированный материал для водородных картриджей на основе алюминия: получение и свойства 50

ЖИЗНЬ КОМПАНИЙ

Лучшие из лучших 56

Эбуляционные насосы реакторов гидрокрекинга с кипящим слоем



62

Рациональная технология извлечения сжиженных углеводородных газов на адсорбционной установке газоподготовки



68

Эффективное применение подземных резервуаров в многолетнемерзлых грунтах для размещения отходов бурения



84

Анализ модулей регулирования скорости магнитных дефектоскопов



88

Россия в заголовках 60

ПЕРЕРАБОТКА

Эбуляционные насосы реакторов гидрокрекинга с кипящим слоем 62

Хронограф 66

ГАЗОПОДГОТОВКА

Рациональная технология извлечения сжиженных углеводородных газов на адсорбционной установке газоподготовки 68

ГОСРЕГУЛИРОВАНИЕ

Развитие внешнеэкономических взаимодействий в нефтегазовом комплексе на современном этапе цифровых и технологических преобразований 74

ТРАНСПОРТИРОВКА И ХРАНЕНИЕ

Эффективное применение подземных резервуаров в многолетнемерзлых грунтах для размещения отходов бурения 84

Анализ модулей регулирования скорости магнитных дефектоскопов 88

MODUS VIVENDI

Диверсифицируем портфель: инвестиции в премиальную недвижимость Москвы как надежная стратегия 94

Лето продолжается на Мальдивах с JW Marriott Maldives Resort & Spa 98

Бутик-отель «Родники» 100

АРКТИКА

Развитие инфокоммуникационных технологий в Арктическом бассейне 102

Новости науки 106

Нефтегаз Life 108

Классификатор 110

Календарь событий 111

Цитаты 112

217 лет назад

В 1807 году на лондонской улице Пэлл-Мэлл зажглись первые в мире газовые фонари.

178 лет назад

В 1846 году в поселке Биби-Эйбат близ Баку горный инженер Семенов пробурил первую в мире нефтяную скважину.

175 лет назад

В 1849 году в качестве воздушного судна-носителя был впервые применен беспилотный летательный аппарат.

154 года назад

В 1870 году была основана первая в мире нефтяная компания Standard Oil Company.

151 год назад

В 1873 году в Петербурге на Одесской улице появились первые в мире электрические фонари.

146 лет назад

В 1878 году в Нортумберленде начала генерировать энергию первая в мире ГЭС, разработанная английским изобретателем Уильямом Джорджем Армстронгом.

116 лет назад

В 1908 году Томас Алва Эдисон построил в своем гараже в Вест-Ориндже одну из первых зарядных станций для электромобилей.

70 лет назад

В 1954 году в поселке Обнинское Калужской области был осуществлен пуск первой в мире атомной электростанции.

53 года назад

В 1971 году было отменено обеспечение стоимости доллара запасами реального золота, что повлекло появление свободно плавающих цен на нефть.

42 года назад

В 1982 году из скважины № 1 на Песчаноозерной площади на острове Колгуев в Баренцевом море с глубины 1 тыс. 972 м был получен первый в мире приток нефти в Арктическом регионе.

Издательство Neftegaz.RU

РЕДАКЦИЯ

Главный редактор
Ольга Бахтина

Шеф-редактор
Анна Павлихина

Редактор
Анастасия Никитина

Аналитики
Анатолий Чижевский
Дарья Беляева

Журналисты
Анна Игнатьева
Елена Алифирова
Анастасия Гончаренко
Анастасия Хасанова
Анна Шевченко

Дизайн и верстка
Елена Валетова

Корректор
Виктор Блохин

РЕДКОЛЛЕГИЯ

Ампилов Юрий Петрович
д.т.н., профессор, МГУ им. М.В. Ломоносова

Алюнов Александр Николаевич
к.т.н., ФГОБУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации»

Бажин Владимир Юрьевич
д.т.н., эксперт РАН, Санкт-Петербургский горный университет

Гриценко Александр Иванович
д.т.н., профессор, академик РАЕН

Гусев Юрий Павлович
к.т.н., профессор, ФГБОУ ВПО НИУ МЭИ

Данилов-Данильян Виктор Иванович
д.э.н., профессор, член-корреспондент РАН, Институт водных проблем РАН

Двойников Михаил Владимирович
д.т.н., профессор, Санкт-Петербургский горный университет

Еремин Николай Александрович
д.т.н., профессор, РГУ нефти и газа (НИУ) им. И.М. Губкина

Илюхин Андрей Владимирович
д.т.н., профессор, Советник РААСН, Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет

Каневская Регина Дмитриевна
действительный член РАЕН, д.т.н., профессор, РГУ нефти и газа (НИУ) им. И.М. Губкина

Макаров Алексей Александрович
д.э.н., профессор, академик РАН, Институт энергетических исследований РАН

Мастепанов Алексей Михайлович
д.э.н., профессор, академик РАЕН, Институт энергетической стратегии

Панкратов Дмитрий Леонидович
д.т.н., профессор, Набережночелнинский институт

Половинкин Валерий Николаевич
научный руководитель ФГУП «Крыловский государственный научный центр», д.т.н., профессор, эксперт РАН

Салыгин Валерий Иванович
д.т.н., член-корреспондент РАН, профессор МИЭП МГИМО МИД РФ

Третьяк Александр Яковлевич
д.т.н., профессор, Южно-Российский государственный политехнический университет, академик РАЕН



Издательство:
ООО Информационное агентство
Neftegaz.RU

Директор
Ольга Бахтина

Отдел рекламы
Дмитрий Аверьянов
Валентина Горбунова
Анна Егорова
Марина Шевченко

Галина Зуева
Евгений Короленко

account@neftgaz.ru
Тел.: +7 (495) 778-41-01

Служба технической поддержки
Сергей Прибыткин

Выставки, конференции, распространение
Мария Короткова

Отдел по работе с клиентами
Екатерина Данильчук

Деловой журнал Neftegaz.RU зарегистрирован Федеральной службой по надзору в сфере массовых коммуникаций, связи и охраны культурного наследия в 2007 году, свидетельство о регистрации ПИ №ФС77-46285

Адрес редакции:
123001, г. Москва, Благовещенский пер., д. 3, с.1
Тел.: +7 (495) 778-41-01
www.neftgaz.ru
e-mail: info@neftgaz.ru
Подписной индекс Урал Пресс 013265

Перепечатка материалов журнала Neftegaz.RU невозможна без письменного разрешения главного редактора. Редакция не несет ответственности за достоверность информации, опубликованной в рекламных объявлениях, а также за политические, технологические, экономические и правовые прогнозы, представленные аналитиками. Ответственность за инвестиционные решения, принятые после прочтения журнала, несет инвестор.

Отпечатано в типографии «МЕДИАКОЛОР»

Заявленный тираж
8000 экземпляров



9 772410 383004



Котировки
Brent
опустились
до минимума с конца
2021 года

В конце лета нефть марки
Urals
продавалась с самым низким
дисконтом с сентября
2023 года

Пик потребления нефти
наступит
в **2029**
году

Китай снизил импорт
нефти почти
на **3%**
по сравнению с 2023 годом

ОЧЕРЕДНОЙ ПАССАЖ ИЛИ ФИНАЛЬНЫЙ ТРЕНД?

Анна Павлихина

Смена календарных сезонов в этом году прошла под знаком негативного тренда в нефтяной отрасли: цены на нефть демонстрировали перманентное падение, породив массу предположений и ожиданий, включая околоапокалиптические. Возможно, не без основания?

В середине августа нефть подешевела на 0,1%, на следующей неделе – на 0,7%, к концу месяца падение достигло 2,6%, а в начале сентября цены снизились на 11%. В результате котировки Brent опустились до минимум с конца 2021 года, а Urals – до начала февраля. На фоне этих событий рубль и юань подешевели, а страны ОПЕК+ отказались от идеи снять в октябре добровольные ограничения по добыче.

На фоне последних геополитических событий – нестабильности на Ближнем Востоке, санкций и контрсанкций – участники нефтяного рынка привыкли к его волатильности. Но между разовым скачком и затянувшимся на месяц процессом большая разница. Эта разница и стала причиной разногласий, разделивших аналитиков на два лагеря: тех, кто видит в продолжительном снижении цены локальные колебания рынка, и тех, кто считает это выходом на финишную прямую, ведущую к миру без нефти. Истина, как всегда, где-то посередине.

Первые считают, что низкие цены скажутся на экономике России и на ее нефтяных компаниях только в случае, если ситуация затянется. Но даже тогда



последствия не будут иметь характер непоправимых. Сторонники этого мнения исходят из того, что налоги рассчитываются исходя из средней цены, которая и за месяц, и за год, была вполне удобной для бюджета. В конце лета нефть марки Urals продавалась с самым низким дисконтом с сентября прошлого года, а учитывая, что Brent в среднем по году торговалась на уровне 82,8 долл за барр, доходы в казну оправдывают ожидания. Августовское падение цен связывают с предстоящими выборами в США и предполагают, что к концу года баррель нефти дотянет до 80 долл. Аналитики, придерживающиеся этого мнения, по-прежнему отводят значительную роль решениям ОПЕК+ в регулировании рынка.

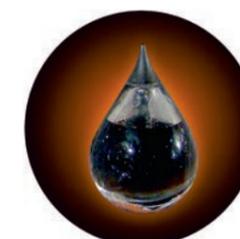
Сторонники выводов о глобальном смещении парадигмы на нефтяном рынке считают, что причины, приведшие к падению цен, являются логическим продолжением цепочки событий, составляющих жизненный цикл нефтяной эпохи, уже исчерпавшей свои возможности и уступающей место новым энергоносителям. В частности, они указывают на динамику развития возобновляемой энергетики и увеличение доли транспорта, работающего на электричестве и сжиженном природном газе. Эти причины, привели к падению спроса на нефть со стороны США, а также Китая, где эти причины дополнились кризисом в строительной отрасли. Свою лепту внес научно-технический прогресс, разработки

последнего времени направлены главным образом на повышение энергоэффективности. Оборудование, автомобили, системы отопления сегодня потребляют меньше энергии, чем пять-десять лет назад. Это также сказывается на уровне спроса на энергоносители.

Принимая во внимание эти обстоятельства, эксперты утверждают, что развитые страны мира неуклонно приближаются к пику потребления нефти. Для большинства из них он наступит в 2029 году, при этом уровень ненамного превысит сегодняшний. Другими, например Китаем, высшая точка потребления будет пройдена уже в этом году. В качестве доказательства приводится снижение импорта нефти почти на 3% по сравнению с 2023 годом, а причину видят в снижении роста экономики и численности населения страны. Третий этот пик уже прошли. Так, Европа уже на протяжении двадцати лет снижает потребление нефти за счет внедрения энергосберегающих технологий и возобновляемых источников энергии. Примерно столько же времени снижают зависимость от нефти Соединенные Штаты, несмотря на рост экономики и увеличение численности населения страны.

В отличие от первой группы экспертов, сторонники глобальных перемен не видят в ОПЕК+ силы, способной корректировать ситуацию на рынке. Они убеждены, что рост добычи странами, не входящими в ОПЕК, сведет на нет любые усилия по удержанию цены за счет ограничений нефтедобычи. Свою роль в этом снова играет развитие технологий. За последние годы новые разработки привели к снижению расходов на бурение и добычу в латиноамериканских странах почти вдвое, что делает ее рентабельной при снижающихся ценах на нефть.

В этих условиях страны ОПЕК будут вынуждены наращивать добычу и снижать цены, что сократит экспортные возможности стран, находящихся под санкциями, но, вероятно, продлит период энергоперехода. ●



«АРКТИК СПГ-2» ВПЕРВЫЕ ОТПРАВИЛ ПАРТИЮ В АЗИЮ

Анастасия Хасанова

СПГ-завод «Арктик СПГ-2», находящийся под санкциями США, впервые направил партию сжиженного природного газа в Азию. Танкер-газовоз Everest Energy забрал партию СПГ с завода «Арктик СПГ-2» на северо-востоке России и направился в Азию по Северному морскому пути. В августе 2024 г. на танкер были наложены санкции США из-за его связи с предполагаемым теневым флотом, а на прошлой неделе Международный судовой реестр Палау окончательно отменил его регистрацию. Конечный маршрут танкера-газовоза Everest Energy неизвестен: груз с СПГ может быть доставлен на Камчатский морской плавучий комплекс, включающий Корякское плавучее хранилище газа СПГ на Камчатке, которым управляет Арктическая перевалка – дочка НОВАТЭКа. Не исключается вариант доставки на СПГ-терминал в странах АТР. О том, что танкер-газовоз Everest Energy может забрать очередную партию СПГ с «Арктик СПГ-2», стало известно 23 августа 2024 г. Тогда отмечалось, что Everest Energy остановился в Баренцевом море к северо-востоку от Норвегии. Трек судна представлял собой эллипс. Также ранее вели себя танкеры-газовозы Asya Energy и Pioneer, которые иностранные СМИ относят к теневому флоту газозовов, собранному РФ для вывоза СПГ с «Арктик СПГ-2». Все три танкера-газовоза – Pioneer, Asya Energy и Everest Energy – по данным глобальной базы данных судоходства Equasis, управляются компанией Ocean Speedstar Solution – индийской компанией, управляющей только этими тремя судами. В реестре разрешений на плавание судов в акватории СМП Pioneer, Asya Energy и Everest Energy не значатся. Также в конце августа стало известно, что Россия включила в свой теневой флот плавучее хранилище СПГ Saam FSU, построенное для морского перегрузочного комплекса НОВАТЭКа в Мурманской области. Отмечалось, что танкер-газовоз Everest Energy, находящийся с недавнего времени под санкциями США, стоит рядом с Saam FSU, вероятно, СПГ-танкер осуществляет перевалку газа на плавучее хранилище, судно Everest Energy может использоваться в качестве танкера-челнока, для организации сообщения между проектом «Арктик СПГ-2» и FSU Saam. ●

Рейтинги Neftegaz.RU

Согласно данным МЭА, экспорт российской нефти и нефтепродуктов в августе сократился на 4%, продажа нефти снижается второй месяц подряд и сейчас находится на самом низком уровне с марта 2021 года. Как следствие упала и прибыль от продажи нефти, сократившись на 9,5%. В чем причина снижения продаж?

Почему Россия стала продавать меньше нефти?

- 31%**
Российские компании выполняли обязательства по сокращению добычи, взятые по соглашению с ОПЕК+
 - 15%**
Причина в сезонном снижении мирового спроса
 - 23%**
Продажи упали из-за снижения добычи по причине техобслуживания месторождений
 - 21%**
Российским компаниям сложно продавать нефть из-за санкций
 - 10%**
Продажи не упали, у Международного энергетического агентства неточные данные
- В конце 2024 года истекает срок контракта о транзите российского газа в Европу через территорию Украины. В последнее время появилось немало оснований предполагать, что Украина может отказаться от продления договора. Что в этом случае ждет европейских потребителей?
- ### Что ждет Европу, если Украина откажется продлевать транзитный договор?
- 29%**
Российский газ все равно будет поступать в Европу в законтрактованном объеме, по МГП Турецкий поток
 - 18%**
Цены на газ в странах ЕС значительно вырастут
 - 12%**
Европа будет получать российский газ, но в меньшем объеме
 - 10%**
Европейским потребителям хватит СПГ и ежегодно растущих мощностей ВИЭ
 - 31%**
Украина не откажется от транспортировки российского газа через свою территорию, так как это лишит ее столь необходимых сейчас финансовых поступлений



Springs 

Wellness-резиденции
с панорамными видами
на Филевский парк

 Авторская отделка

 Фитнес & СПА

 Бионическая архитектура



springs.house

Реклама. Не является публичной офертой. Спрингс. Велнес. Юник Девелопмент. Застройщик ООО СЗ «Спрингс». Проектная декларация на сайте наш.дом.рф.

UNIQ
DEVELOPMENT

Обвал рынка акций
Выборы президента
Газовые войны
Запуск нового производства
Северный поток
Смешные капиталов
Новый глава Роснефти
Цены на нефть

Второй венка ВСТО
Богучанская ТЭС запущена
Продажа квот
Цены на газ
Южный поток
Дошли руки до Арктики
Северный поток достроили

Шаг в развитии реакторных технологий

Специалисты отделения топливных технологий Научно-исследовательского института атомных реакторов (НИИАР, Димитровград, входит в научный дивизион Росатома) изготовили опытную партию тепловыделяющих элементов (ТВЭЛ) с виброуплотненным уран-плутониевым МОКС-топливом для многоцелевого быстрого исследовательского реактора. В будущем такие тепловыделяющие элементы будут входить в состав штатных тепловыделяющих сборок, используемых в активной зоне строящегося на площадке института реактора. Конструкция ТВЭЛ обеспечивает высокую плотность нейтронного потока в активной зоне, что делает исследовательский реактор наиболее привлекательным аппаратом для проведения реакторных испытаний.

Новый ГХК ЛУКОЙЛа

ЛУКОЙЛ начал строительство ГХК на заводе Ставролен (100%-ное дочернее предприятие компании) в г. Буденновск Ставропольского края.

Россети запустила в эксплуатацию в Свердловской области ключевой питающий центр 110 кВ Чекмаш, являющийся важным компонентом в схеме выдачи мощности трех солнечных электростанций компании Хевел. Общая площадь трех солнечных электростанций – 90 га, а мощность – 37,9 МВт. Прогнозируемая выработка электроэнергии с этих станций составит около 40 млн кВт.ч/год

Датская Ørsted закрывает свою последнюю угольную электростанцию Esbjerg Power Station. С 2017 года компания является одной из крупнейших в мире по производству зеленой энергии. У нее еще остается уголь в качестве резервного топлива на время восстановления силосной башни. После этого компания полностью откажется от угля в качестве резервного топлива

Mexico Pacific заключила долгосрочное соглашение о купле-продаже СПГ с южнокорейской POSCO International Corporation, по которому она будет закупать 0,7 млн т СПГ в год на условиях free-on-board в течение 20 лет. Поставки будут осуществляться с якорного проекта Mexico Pacific – СПГ-завода Saguaro Energía мощностью 15 млн т в год

Проект включает производство востребованных минеральных удобрений – карбамида и аммиака, объем выпуска продукции, в частности карбамида, должен составить приблизительно 1,75 млн т в год. Основным сырьем станет природный газ месторождений ЛУКОЙЛа в регионе Северного Каспия. Газохимический комплекс обеспечит эффективную интеграцию добычи и глубокой переработки сырья для производства продукции с высокой добавленной стоимостью.

Ставролен – второй по величине в России производитель полиэтилена низкого давления и третий по объемам производства полипропилена, ГПЗ на Ставролене перерабатывает более 2 млрд м³ газа в год.

ВТО vs ЕС

В рамках борьбы с изменением климата Всемирная торговая организация приступила к разработке новой международной системы ценообразования на выбросы углерода в ответ на решение Евросоюза о введении механизма трансграничного углеродного регулирования с 2026 г. В ВТО считают, что ЕС намерен таким образом уравнять правила игры между производителями, которые должны платить за выбросы, и экспортерами в странах с более низкими ценами на выбросы углерода или вообще без таковых.

ЕвроХим и CNCEC построят производство серной кислоты в Казахстане

Госэкспертиза Казахстана выдала положительное заключение по проекту строительства сернокислотного завода в Жамбылской области. Инвестором проекта выступает компания ЕвроХим. ЕРС-подрядчиком станет китайская China National Chemical Engineering Group (CNCEC), субподрядчиком по проектированию – инженеринговая компания Казгипронефтьтранс. Новое предприятие будет построено в 18 км от г. Жанатас, комплекс будет состоять из 19 зданий и сооружений, мощность завода – 800 тыс. т серной кислоты в год, продукт используют для нужд химических удобрений в Казахстане. Основной объем серной кислоты в 2023 г. поступал в Казахстан из России (93%).

TotalEnergies запустила пилотный проект морской ветроэнергетической установки для снабжения электроэнергией морской платформы Culzean в британском секторе Северного моря, новое оборудование обеспечит около 20% потребности МП в электроэнергии. Мощность турбины – 3 МВт

На месторождении Penguins в британском секторе Северного моря установлена цилиндрическая плавучая установки для добычи, хранения и отгрузки нефти и газа – FPSO Penguins, находящаяся на глубине 165 м, производительность установки 45 тыс. барр. нефти в сутки

В Приморском крае создан терминал для поставок СУГ в страны АТР. Он представляет собой экспортно ориентированную газонаполнительную станцию, включающую участок приема, участок временного хранения СУГ в резервуарном парке, участок перекачки топлива в автоцистерны для транспортировки потребителям. Терминал рассчитан на перевалку 150 тыс. т СУГ в год с возможностью увеличения мощности до 300 тыс. т в год

В Узбекистане начались работы по строительству атомной станции малой мощности. Контрактом предусмотрено строительство станции мощностью 330 МВт с использованием новейших российских реакторов РИТМ-200Н. Также в конце августа были начаты работы по созданию вахтового городка для строителей будущей станции

Центр пилотирования технологий

СИБУР создает Центр пилотирования технологий получения базовых полимеров в г. Тобольске. Теперь лабораторные

разработки будут поступать для тестирования не сразу на производство, их будут проверять в отдельном центре, не выводя для этого из промышленных режимов основные производственные мощности компании. Аппаратная конфигурация Центра пилотирования обеспечивает возможность тестирования более 90 % спектра существующих и перспективных технологий производства базовых полимеров. Объем выпуска этих продуктов в РФ составляет 5,3 млн т в год, с потенциалом роста до 6 млн т в год до 2028 г. В центре также будут тестироваться наработки компании в области выпуска катализаторов (хромовых, титан-магниевого и металлоценовых). Центр позволяет ежегодно испытывать не менее 5 катализаторов и тестировать запуск около 10 новых марок полимеров, 75 % основного технологического оборудования – российского производства. ●

12 **судов**
в год

для торгового флота России намерена строить ОСК на планируемой верфи в Приморском крае



80 млрд руб.
направят на геологоразведку Сибири



Более 120 млн долл.

потеряла ливийская НОС из-за приостановки добычи нефти в стране



в 3,5 раза

выросла чистая прибыль Газпрома за первое полугодие 2024 г. по МСФО, превысив 1 трлн рублей



До 3,16 млн барр.

упал ежемесячный морской экспорт российской нефти



На 4,6 %

выросла чистая прибыль ЛУКОЙЛа в первом полугодии 2024 г.



Более 100 млрд м³

газа накоплено в европейских ПХГ



60 трлн м³

превышают запасы свободного газа и газовых шапок в Восточной Сибири и на Дальнем Востоке



На 14,5 %

выросли поставки российского трубопроводного газа в Европу за 8 месяцев 2024 г.



На 3,3 %

может вырасти энергопотребление в ЕЭС России в 2024 г.



На 80 %

Китай сократил количество разрешений на строительство новых угольных электростанций



Нефтегазовые доходы бюджета РФ в январе – августе 2024 г. превысили 7,5 трлн руб.

7,5 трлн руб.



На 3 %

увеличился экспорт СПГ США в первом полугодии 2024 г.



На 9,2 %

Россия нарастила добычу газа в январе – июле 2024 г.



На 22 %

снизилась чистая прибыль Транснефти во втором квартале по сравнению с аналогичным периодом 2023 г.



На 5 %

снизила добычу жидких углеводородов Роснефть в первом полугодии 2024 г.



1,7 тыс. км

новых ЛЭП для развития Восточного полигона введут в эксплуатацию Россети до конца года



2,94 млн т

составил экспорт российского СПГ в августе 2024 г.



До 100 млн т в год

и ниже может сократиться добыча нефти в Западной Сибири в 2035 г.



На 28,6 %

снизилась чистая прибыль компании Россети за первое полугодие 2024 г.



НОВАЯ СТУПЕНЬ РАЗВИТИЯ АВТОМАТИЗАЦИИ БУРЕНИЯ В РОССИИ

Рустем Мухаметзянов

генеральный директор
ООО «Цифровое бурение»



Фото Роман Шаленкин

КОМПАНИЯ «НАФТАГАЗ» ОДНОЙ ИЗ ПЕРВЫХ В РОССИЙСКОМ НЕФТЕСЕРВИСЕ НЕСКОЛЬКО ЛЕТ НАЗАД НАЧАЛА РАЗВИВАТЬ СОБСТВЕННУЮ СИСТЕМУ ПО АВТОМАТИЗАЦИИ ПРОЦЕССОВ БУРЕНИЯ С ЦЕЛЬЮ СОКРАЩЕНИЯ СРОКОВ СТРОИТЕЛЬСТВА СКВАЖИН, АНАЛИЗА ДАННЫХ, ОБЕСПЕЧЕНИЯ КОНТРОЛЯ ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ ИНЦИДЕНТОВ. ДЛЯ РАЗРАБОТКИ И ВНЕДРЕНИЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА БУРЕНИЯ (АКБ) В 2021 ГОДУ БЫЛО СОЗДАНО ИТ-ПРЕДПРИЯТИЕ «ЦИФРОВОЕ БУРЕНИЕ». И НА СЕГОДНЯШНИЙ ДЕНЬ «НАФТАГАЗ» – ЕДИНСТВЕННАЯ НЕФТЕСЕРВИСНАЯ КОМПАНИЯ В РОССИИ, ВСЕ БУРОВЫЕ УСТАНОВКИ КОТОРОЙ ОСНАЩЕНЫ КОМПЛЕКСАМИ АВТОМАТИЗАЦИИ. СТАБИЛЬНЫЙ РЕЗУЛЬТАТ СИСТЕМЫ (ОПЫТ 500 СКВАЖИН): УВЕЛИЧЕНИЕ МЕХАНИЧЕСКОЙ СКОРОСТИ ПРОХОДКИ ПРИ СТРОИТЕЛЬСТВЕ СКВАЖИНЫ В СРЕДНЕМ НА 10,5%, А РЕЙСОВОЙ СКОРОСТИ ПРОХОДКИ НА 8,3%. КРОМЕ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ОБЪЕКТОВ «НГ-БУРЕНИЕ», КОМПЛЕКСЫ УСТАНОВЛЕНЫ НА БУ ЭНГС, ГАЗПРОМ БУРЕНИЕ, РН-ЮГАНСКНЕФТЕГАЗ, ТНГ-ГРУПП И АО «УПНПИКРС». ВСЕГО «ЦИФРОВОЕ БУРЕНИЕ» РАБОТАЕТ НА 13 МЕСТОРОЖДЕНИЯХ

SEVERAL YEARS AGO, NAFTAGAZ WAS ONE OF THE FIRST COMPANIES IN THE RUSSIAN OILFIELD SERVICES INDUSTRY TO START DEVELOPING ITS OWN SYSTEM FOR AUTOMATING DRILLING PROCESSES IN ORDER TO REDUCE WELL CONSTRUCTION TIMES, ANALYZE DATA, AND ENSURE CONTROL OVER INCIDENT PREVENTION. IN 2021, THE IT ENTERPRISE DIGITAL DRILLING WAS CREATED TO DEVELOP AND IMPLEMENT AN AUTOMATIC DRILLING COMPLEX (ADC). TODAY, NAFTAGAZ IS THE ONLY OILFIELD SERVICES COMPANY IN RUSSIA WHOSE DRILLING UNITS ARE ALL EQUIPPED WITH AUTOMATION SYSTEMS. THE STABLE RESULT OF THE SYSTEM (500 WELLS): AN INCREASE IN THE MECHANICAL RATE OF PENETRATION DURING WELL CONSTRUCTION BY AN AVERAGE OF 10.5%, AND A DRILLING SPEED PER RUN BY 8.3%. IN ADDITION TO THE PRODUCTION FACILITIES OF NG-DRILLING, THE SYSTEMS ARE INSTALLED AT BU ENGS, GAZPROM BURENIYA, RN-YUGANSKNEFTEGAS, TNG-GROUP, AND UPNPIKRS JSC. IN TOTAL, DIGITAL DRILLING OPERATES AT 13 FIELDS

Ключевые слова: автоматизация, бурение, строительство скважин, анализ данных, контроль предупреждения инцидентов.

Сегодня «Цифровое бурение» представляет обновление платформы «АКБ+» – это улучшенный функционал автоматического комплекса бурения (АКБ), разработанный для полной автоматизации цикла бурения. Он предлагает более эффективные и точные решения для выполнения всех видов операций при бурении скважины, выполняемых при помощи буровой лебедки, ВСП, буровых насосов. Как результат – точное исполнение режима бурения, отслеживание и оптимизация затраченного времени на все операции, обеспечение их повторяемости и стабильности, а также сокращение влияния человеческого фактора, осуществление сбор аналитики для улучшения и модернизации процессов бурения.

АКБ+ позволяет производить бурение от клиньев до клиньев «с одной кнопки». Для работы системы автоматизации необходима программа работ на бурение скважины, которая составляется и оцифровывается центром управления строительства скважин. Программа работ в цифровом виде, через единую цифровую платформу (ЕЦП) попадает на кустовую площадку к инженерно-технологическому персоналу. Инженер по наклонно-направленному бурению, находящийся на кустовой площадке, задает последовательность выполнения операций по бурению свечи, а технологические режимы

выполняемых операций загружаются автоматически из цифровой программы работ. Получив новое задание, автоматический комплекс бурения на панели бурильщика отображает параметры технологических операций при бурении свечи, бурильщик подтверждает их и начинает бурение в автоматическом режиме, нажав кнопку.

АКБ+ выполняет операции по бурению свечи в полностью автоматическом режиме, используя адаптивный алгоритм определения параметров бурения, адаптивный режим осцилляции колонны бурильных труб и автоматическое направленное бурение, что полностью исключает человеческий фактор и минимизирует вероятные инциденты

Автоматический комплекс бурения АКБ+ осуществляет выполнение операций по бурению свечи в полностью автоматическом режиме, используя адаптивный алгоритм определения параметров бурения, адаптивный режим осцилляции колонны бурильных труб, автоматическое направленное бурение. Работая данным способом, система минимизирует вероятные инциденты и полностью исключает человеческий фактор.

Функционал АКБ+ предназначен для автоматизации операций, выполняемых при помощи буровой лебедки, верхнего силового привода (далее – ВСП), буровых

насосов, это приводит к точному исполнению режимов этих операций по параметрам и времени, а также сокращению влияния человеческого фактора.

Автоматизации подлежат:

- выход на плановый расход промывочной жидкости;
- снятие статического замера ТМС;
- подход долота к забою;

- роторное бурение;
- направленное бурение;
- проработка пробуренного интервала;
- ориентирование инструмента под наращивание;
- выключение насоса.

Операции бурение и проработка осуществляются по согласованной режимно-технологической карте (РТК), поступающей в систему от цифровой платформы. Данная опция является элементом цифровой программы работ по бурению скважины. Предусмотрена возможность корректировки РТК в режиме реального времени.



АКБ+ оснащен дополнительной функцией, способной определить оптимальный режим работы модуля осцилляции ВСП.

АКБ+ применим для буровых установок с электрическим приводом управления буровой лебедкой, верхних силовых приводов с электрическим приводом управления, буровых насосов с электрическим приводом управления;

Монтаж оборудования производится согласно регламенту проведения монтажных работ АКБ. До начала монтажа ООО «Цифровое бурение» разрабатывает проект подключения. Проект согласует эксплуатирующая организация. Все штатные блокировки, предусмотренные заводом изготовителем, остаются в рабочем состоянии.

Запуск в работу АКБ+ состоит из двух этапов: заполнение цифровой программы работ (плановая РТК на выполняемые операции) и подтверждение выполнения операции по плановой РТК/ коррективка режима выполнения операции с панели бурильщика.

АКБ+ взаимодействует с модулем планирования и управления ЕЦП.

Для настройки плановых параметров работы АКБ+ необходимо внести данные в цифровую программу работы ЕЦП. Ввод данных осуществляется полномочным представителем по согласованию с заказчиком. После внесения данных в ЕЦП они автоматически отобразятся на панели бурильщика.

После полного подключения и внесения всех данных для работы АКБ+ будет в автоматическом режиме осуществлять следующую последовательность действий:

- Операция «Готовность системы»;
- Запуск насоса;
- Операция «Ожидания замера»;
- Операция «Определение параметров холостого хода»;
- Подход к забою;
- Операция «Бурение»;
- Операция «Промывка»;
- Операция «Проработка»;
- Операция «Успокоение ТС»;
- Операция «Отключение насосов».

Функционал АКБ+ содержит дополнительные опции и оптимизаторы, позволяющие более качественно проводить бурение ствола скважины:

Shock test (Снижение уровня вибраций ТМС)

В процессе бурения возникают различные биения КНБК о стенки скважины – вибрации, это связано с профилем скважины (искривлением), скоростью вращения КНБК, неправильным расположением калибратора (КЛС) в КНБК. Вибрации бывают боковые, осевые, вибрации вращения, стик-слипы (Stick Slip). В первую очередь они приводят к физическому разрушению дорогостоящего оборудования, в частности РУС и телесистемы с гидро-каналом. В связи с этим в АКБ+ разработан алгоритм для снижения вибраций при бурении скважин, а также для сохранения наиболее оптимальной механической скорости.

Подбор угла осцилляции

Функция подбора угла осцилляции, которая помогает решить проблемы, связанные с подбором оптимального режима осцилляции в случае осложненного бурения. Быстрый подбор оптимального

угла осцилляции является ключевым параметром в осложненных условиях.

Функция автоудержание toolface (TF)

Модуль Автоудержание TF – это передовая технология, которая обеспечивает точное удержание бурового инструмента в заданном секторе при направленном бурении. Основная цель его применения заключается в обеспечении соблюдения траектории ствола скважины, так как система удерживает положение отклонителя ТМС в заданном секторе. Сектор, в котором осуществляется бурение с автоудержанием, определяется как диапазон между минимально допустимым и максимально допустимыми значениями отклонителя ТМС в апсидальной плоскости.

Модуль автоудержания TF может быть успешно использован на любом интервале направленного бурения, включая горизонтальные участки. В сочетании с осцилляцией, эта технология позволяет не только поддерживать нужное направление, но и минимизировать складывание инструмента. Это значительно повышает эффективность направленного бурения, минимизируя риски, человечески фактор и исключая необходимость в частых корректировках.

Использование модуля автоудержания TF дает возможность оптимизировать процесс бурения, снижая затраты времени и ресурсов, что делает ее важным инструментом для повышения производительности в условиях современного бурения. ●

Автоматический комплекс бурения АКБ+ – новейшая разработка, призванная сократить сроки бурения скважин, полностью исключить человеческий фактор и получать 100%-ный результат по увеличению эффективности строительства скважин

KEYWORDS: automation, drilling, well construction, data analysis, incident prevention control.



Петербургский международный ГАЗОВЫЙ ФОРУМ – 2024

8–11 октября

РЕКЛАМА 18+



САНКТ-ПЕТЕРБУРГ

КОНГРЕССНО-ВЫСТАВОЧНЫЙ ЦЕНТР
ЭКСПОФОРУМ

ПРИ ПОДДЕРЖКЕ



ГЕНЕРАЛЬНЫЙ СПОНСОР



ИНДУСТРИАЛЬНЫЙ ПАРТНЕР



ПАРТНЕРЫ



ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫЙ ПАРТНЕР



ОФИЦИАЛЬНЫЙ СТРАХОВОЙ ПАРТНЕР



ОРГАНИЗАТОР



GAS-FORUM.RU



САМАЯ АКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ О ПМГФ В TELEGRAM-КАНАЛЕ @GASFORUMSPB



ОБХОД ОГРАНИЧЕНИЙ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ при расчете индекса чистой энергии

ПРЕДЛОЖЕНЫ РЕШЕНИЯ ПО ОГРАНИЧЕНИЯМ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ В РАСЧЕТЕ ИНДЕКСА ЧИСТОЙ ЭНЕРГИИ. В СТАТЬЕ РАССМАТРИВАЮТСЯ ОГРАНИЧЕНИЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ (БЯМ) ПРИ РАСЧЕТЕ ИНДЕКСА ЧИСТОЙ ЭНЕРГИИ (ИЧЭ). ОСНОВНЫЕ ПРОБЛЕМЫ ВКЛЮЧАЮТ НЕХВАТКУ КАЧЕСТВЕННЫХ ДАННЫХ, РИСК ВОЗНИКНОВЕНИЯ ОШИБОК И «ГАЛЛЮЦИНАЦИЙ», А ТАКЖЕ НЕОБХОДИМОСТЬ ОБЕСПЕЧЕНИЯ КОНФИДЕНЦИАЛЬНОСТИ ИНФОРМАЦИИ. ДЛЯ ПРЕОДОЛЕНИЯ ЭТИХ ОГРАНИЧЕНИЙ ПРЕДЛОЖЕНЫ РЕШЕНИЯ, ТАКИЕ КАК RETRIEVAL AUGMENTED GENERATION (RAG) ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ОТВЕТОВ, МЕТОДЫ ПРОВЕРКИ И ПРЕДОТВРАЩЕНИЯ ОШИБОК, И ПОЛНОСТЬЮ ГОМОМОРФНОЕ ШИФРОВАНИЕ (FHE) ДЛЯ ЗАЩИТЫ ДАННЫХ. ЭТИ ПОДХОДЫ ИНТЕГРИРУЮТ ВНЕШНИЕ ИСТОЧНИКИ И ОБЕСПЕЧИВАЮТ КОРРЕКТНУЮ ОБРАБОТКУ ИНФОРМАЦИИ, ЧТО УЛУЧШАЕТ ТОЧНОСТЬ И НАДЕЖНОСТЬ РАСЧЕТОВ ИЧЭ

SOLUTIONS TO THE LIMITATIONS OF LARGE LANGUAGE MODELS IN CALCULATING THE CLEAN ENERGY INDEX ARE PROPOSED. THE ARTICLE DISCUSSES THE LIMITATIONS OF USING LARGE LANGUAGE MODELS (LLM) IN CALCULATING THE CLEAN ENERGY INDEX (IGE). THE MAIN PROBLEMS INCLUDE THE LACK OF HIGH-QUALITY DATA, THE RISK OF ERRORS AND HALLUCINATIONS, AND THE NEED TO ENSURE THE CONFIDENTIALITY OF INFORMATION. TO OVERCOME THESE LIMITATIONS, SOLUTIONS HAVE BEEN PROPOSED SUCH AS RETRIEVAL AUGMENTED GENERATION (RAG) TO IMPROVE RESPONSE ACCURACY, ERROR CHECKING AND PREVENTION METHODS, AND FULLY HOMOMORPHIC ENCRYPTION (FHE) TO PROTECT DATA. THESE APPROACHES INTEGRATE EXTERNAL SOURCES AND ENSURE THE CORRECT PROCESSING OF INFORMATION, WHICH IMPROVES THE ACCURACY AND RELIABILITY OF IGE CALCULATIONS

Ключевые слова: индекс чистой энергии, индекс эффективного использования топлива, оценка «зеленой» энергетики, экологическая чистота при производстве энергии, оценка углеродного следа, искусственный интеллект в энергетическом секторе, решения в области ИИ, большие языковые модели, усовершенствованные показатели энергопотребления.

Шпуров Игорь Викторович

генеральный директор, ФБУ «Государственная комиссия по запасам полезных ископаемых», д.т.н.

Смирнов Александр Юрьевич

заместитель генерального директора, ФБУ «Государственная комиссия по запасам полезных ископаемых»

Токарев Дмитрий Владимирович

начальник отдела, ФБУ «Государственная комиссия по запасам полезных ископаемых», д.т.н.

Халин Артём Александрович

аспирант кафедры геологии и геохимии горючих ископаемых, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова

Статья продолжает тему внедрения и формирования индекса чистой энергии с использованием искусственного интеллекта, авторы надеются, что представленные данные помогут сформировать методику определения стратегии устойчивого развития на глобальном и региональных уровнях, производя актуальные расчеты индекса чистой энергии самими эффективными и современными методами (искусственный интеллект).

Большие языковые модели (БЯМ) представляют значительный потенциал для автоматизации расчетов индекса чистой энергии (ИЧЭ), позволяя учитывать множество факторов, влияющих на экологическую эффективность, но сталкиваются с рядом ограничений. Эти ограничения включают вычислительную сложность, интерпретируемость результатов и точность модели при обработке специфических данных. В частности, главная проблема ИИ: верификация и создание релевантного ответа для пользователя, который использует различные языковые модели для получения ответов на поставленный вопрос, а также сами

«галлюцинации» модели. К примеру, в статье [8] авторами проводился анализ ошибочных «суждений» и результатов модели, давая определения и точную природу таких видов ошибок.

Следовательно, встает вопрос о машинном обучении искусственного интеллекта и важности качественных обучающих данных для машинного обучения, как указывается в исследованиях Devlin et al. (2019) [2], суть которого заключалась в исследованиях эффективности использования контекста для улучшения понимания языка, где обучение происходило на больших корпусах текстов, таких как BooksCorpus и Wikipedia. Доказывая необходимость и важность включаемых данных в модель, так как она напрямую влияет на точность и надежность моделей для получения релевантных ответов пользователю и обучаемости самой модели. Чтобы модель могла точно изучать закономерности и делать прогнозы, ее необходимо обучать на больших объемах разнообразных, точных и непредвзятых данных, которые будут отвечать требованиям пользователя. Если данные,

используемые для обучения, являются некачественными или содержат неточности и систематические ошибки, прогнозы будут потенциально необъективными и могут не отвечать запросам пользователя. К примеру, в статье Brown et al. (2020) [1] обсуждаются возможности и ограничения языковых моделей, таких как GPT-3, в выполнении различных задач на основе небольшого количества примеров (few-shot learning). В контексте ошибочных суждений при неточных данных, делая вывод о том, что модели сильно зависят от данных, на которых они обучены. Если в обучающих данных содержатся ошибки или неточности, модель может интернализировать и воспроизводить эти ошибки.

Однако, как говорилось ранее, необходимо создать или использовать уже существующие инструменты работы с ИИ, чтобы оптимизировать «обучение» моделей без большого вложения капитальных и временных затрат.

Искусственный интеллект

Искусственный интеллект обучается на основе больших объемов данных с помощью алгоритмов машинного обучения, таких как нейронные сети, «деревья» решений и многое другое. К примеру, в статье [12] представлен механизм «self-attention» (самовнимание), который позволяет моделям эффективно обрабатывать зависимости между элементами входной последовательности независимо от их расстояния друг от друга или метод многоголового внимания, который позволяет модели одновременно учитывать информацию из разных подпространств представлений, улучшая способность к захвату разнообразных паттернов. Эти алгоритмы помогают ИИ обнаруживать закономерности и шаблоны в данных, делая прогнозы более точными, а решения более обоснованными.

По своей сути искусственный интеллект является лишь набором математических действий и знаков, и факт наличия такого слова, как «интеллект», описывает только способность машины к симуляции интеллекта человека, но не способность машины

создавать новые данные, а только компилировать ответы на базе существующих данных в ее системе.

Процесс работы искусственного интеллекта заключается в сложении или вычитании векторов в многомерном пространстве, которые иначе называются эмбедами. Именно эмбеддинг используется для обработки человеческого языка или иного формата коммуникации с искусственным интеллектом. В свою очередь, ИИ формирует числовые формулировки и представления для нечисловых данных (текст, изображение и иные форматы).

Retrieval Augmented Generation (RAG)

Использование БЯМ для получения информации по расчету индекса чистой энергии осложняется возможным недостатком данных в данном конкретном случае из-за его узкой направленности, связанной с парниковыми газами и с постоянно меняющейся ситуацией в мире (курсы валют, изменения каких-либо производственных технологий и т.д.). В статье «A comprehensive survey on graph neural networks» (Johnson, 2020) [4] обсуждаются основные положения и ограничения графовых нейронных сетей (GNN), связанные с ограничениями в способности обработки динамических данных, временных данных и трудности с обучением на нестационарных данных.

В таком случае существуют два основных варианта решения данной проблемы:

- обучать модель с нуля,
- использование Retrieval Augmented Generation (RAG).

Учитывая особенности обучения модели с нуля, а именно – сложности формирования базы данных и тяжести обучения модели, которое может затянуться на несколько лет с затратой финансовых вложений и использования больших

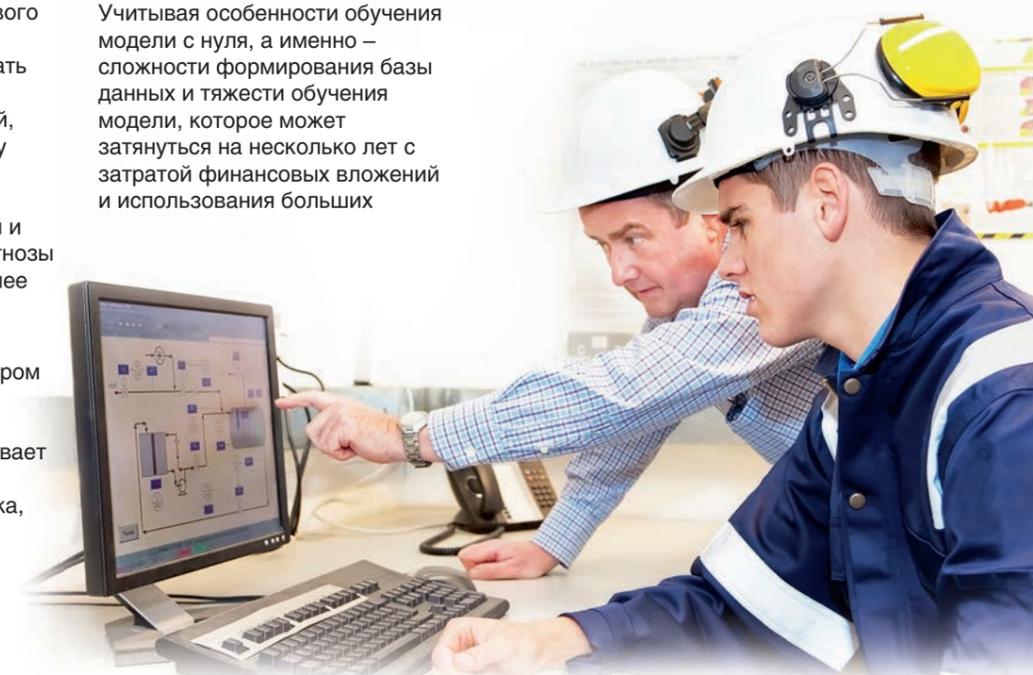
компьютерных мощностей, не имеет смысла в данном случае. Также стоит учитывать, что необходимо обучение модели на релевантных «золотых» ответах для получения необходимого результата по точности, которая требуется от ИИ. Следовательно, необходимо и множество «ручной работы», когда пользователь формирует запросы и определяет близость вектора к основной оси (требуемый результат).

В таком случае авторами статьи предлагается решение проблемы данной неопределенности через использование RAG, который был сформулирован командой FAIR в статье [6] в 2021 году. Данный метод работы с БЯМ характеризуется особенностью взаимодействия с искусственным интеллектом. Когда пользователь формирует конкретный вопрос/задачу и программно добавляет к своему запросу дополнительную информацию, благодаря которой языковая модель способна уже с ее помощью сформировать более полный и верный ответ/результат пользователю.

Примером использования RAG с системой промптов, в нашем контексте ИЧЭ, может служить следующее:

Пользователь формирует запрос: «Какая сейчас спотовая цена сырой нефти марки Urals?»

Система осуществляет идентификацию релевантного документа или его фрагмента (чанка), в котором содержится ответ на заданный пользователем вопрос. Процесс начинается с обработки запроса пользователя



и поиска наиболее подходящих сегментов данных, которые могут содержать необходимую информацию. Эта задача включает применение сложных алгоритмов информационного поиска и методов машинного обучения для повышения точности и релевантности извлеченных данных.

Однако необходимо учитывать ограничения языковых моделей в отношении понятий, не включенных в их обучающие данные. Одним из таких понятий является «сейчас». Лингвистические модели, включая большие языковые модели (БЯМ), обучаются на обширных корпусах текстов, содержащих исторические данные до определенного момента времени. Они не имеют встроенной способности к восприятию текущего момента или обновлению своей базы знаний в реальном времени. Соответственно, модель не может предоставить точный и актуальный ответ на вопросы, требующие знания текущей информации, если эта информация не была включена в ее обучающий набор данных.

Например, если пользователь задает вопрос о текущем состоянии погодных условий или о последних новостях, языковая модель будет неспособна предоставить актуальный ответ, поскольку она не обладает механизмом обновления информации в реальном времени. Ее ответы будут ограничены временными рамками данных, на которых она была обучена. Это фундаментальное ограничение следует учитывать при использовании языковых моделей для задач, требующих актуальных и своевременных данных, какой задачей и является расчет индекса чистой энергии.

Для преодоления этого ограничения, системы могут интегрироваться с внешними источниками информации, такими как API-сервисы, предоставляющими актуальные данные. Этот гибридный подход позволяет комбинировать способности языковых моделей к обработке и генерации текста с возможностями получения и обновления актуальной информации, что значительно расширяет диапазон применений и повышает точность ответов. Однако существует и иной метод, использующий RAG, и именно он подходит в данном контексте задания задачи большой языковой модели. Если мы зададим ИИ область данных: «Рассмотри на

сайтах a, b, c и т.д.» (подключение того же API через RAG) или добавим сами какой-либо объем токенов (отдельный элемент текста для упрощения работы ИИ), сообщив модели о необходимости формировать ответ из данных пользователя, то модель уже будет способна ответить верно для пользователя и «поймет» о чем идет речь и как формировать ответ.

Соответственно, при использовании конвейера Retrieval-Augmented Generation (RAG) модель формирует специфический prompt для большой языковой модели (БЯМ), который включает в себя данные пользователя, соответствующие внешние данные и инструкции, созданные RAG для направления работы БЯМ, а также формирует prompt.

В рамках RAG prompt играет ключевую роль в управлении поведением и генерацией текста БЯМ. Он направляет модель на выбор наиболее релевантных внешних данных, которые используются для дополнения или уточнения информации, полученной из внутренних баз данных модели. Это включает в себя указание на необходимость включения определенных аспектов контекста из внешних источников, что существенно улучшает качество и полноту сгенерированных ответов.

Использование RAG также включает в себя формирование инструкций для БЯМ, которые определяют, какие части данных пользователя и внешних источников следует учитывать при генерации ответа. Этот подход позволяет модели учитывать разнообразные аспекты контекста и максимально точно отвечать на запросы, что особенно важно в контексте обработки естественного языка и информационного поиска.

Таким образом, применение RAG с его специализированными prompt способствует значительному повышению эффективности

и точности работы больших языковых моделей, делая их более адаптивными и реагирующими на контекст способом.

На рисунке 1 представлена упрощенная схема работы RAG.

В целом процесс при создании RAG формируется по принципу: от крупных кусков к шлифовке. Сама работа RAG может осуществляться по поиску ключевых слов или векторному, и суть метода RAG заключается в двух важных задачах NLP: извлечение релевантной информации (retrieval) и генерация текста (generation). Это позволяет модели использовать внешние источники данных.

Изначальная база данных, которой владеет пользователь, нарезается на более доступные и легкие части, которые, как озвучивалось ранее, называются чанками, и с помощью эмбеддера преобразовываются в вектора.

Кодирование текста в читаемый для ИИ механизм анализируется и суммируется, создавая единую базу данных, которая хранится в самой модели. Тем самым ИИ создает из одного чанка один вектор. И уже с помощью косинусальной близости векторов между текстом запроса пользователя и чанка выбираются наиболее близкие фрагменты данных, из которых БЯМ и выстраивает свой ответ.

Также существуют иные методы поиска ответа на поставленный запрос пользователя, такие как подключение к эмбедингам TF-IDF или алгоритм BM25.

Архитектура RAG

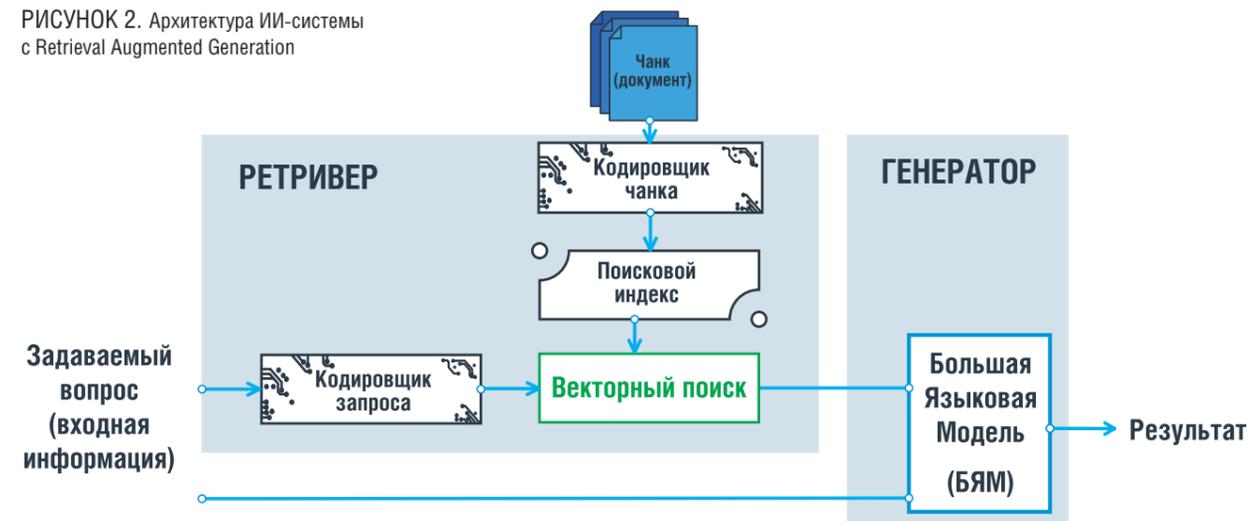
В архитектуре RAG, как было сказано ранее, используются два основных компонента: *компонент извлечения информации* и *компонент генерации текста*.

Компонентом извлечения информации является Dense Passage Retrieval (DPR), цель которого заключается в извлечении

РИСУНОК 1. Упрощенная схема модели с использованием RAG



РИСУНОК 2. Архитектура ИИ-системы с Retrieval Augmented Generation



информации из больших баз данных на основе пользовательского запроса. В данном случае кодирование запроса и самих баз данных, заключенных в модели, в векторное поле происходит с помощью BART, построенном на основе трансформеров, и включает энкодеры для обработки текста.

Кодирование информации происходит следующим путем:

Входной запрос пользователя, который обозначим как q , передается через кодировщик embeddings и трансформируется в векторное представление d_{vec} . Каждый документ (текстовый файл) d_i в базе данных также кодируется с помощью кодировщика, чтобы получить векторное представление d_{vec}^i , что позволит модели обработать полученный формат данных и усвоить его. Косинусальное расстояние между d_{vec} и d_{vec}^i вычисляется для всех документов в базе данных, что дает модели представление о «близости» текста к запросу пользователя. Документы с наименьшим косинусным расстоянием считаются наиболее релевантными и отбираются для генерации ответа пользователю исходя из того формата запроса, что внес пользователь.

Компонентом генерации текста в модели происходит с помощью того же Sentence Transformers (SBERT) или же иного кодировщика, к примеру T5. Модель генерирует текстовый ответ, используя контекст из документов, а также иную базу данных, на которой она была обучена. Исходя из этого, ответ на запрос пользователя становится

наиболее точным и полным, что и позволяет считать результат релевантным.

Также BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [2] и BART (Bidirectional and Auto-Regressive Transformers) [14], которые являются двумя различными моделями преобразователей, разработанными для обработки естественного языка, различаются по архитектуре и применению. Из двух представленных моделей эффективнее и рациональнее использовать BART, так как BART более универсален и может быть использован как для генеративных задач (создание текста), так и для дискриминативных задач (понимание текста), что делает его подходящим для решения нашей задачи, включая обобщение текста, перевод, исправление ошибок и другие задачи, связанные с генерацией.

Однако на современном этапе развития технологий наиболее продвинутыми и точными считаются модели LLM-трансформеров и sentence-transformers, что и предлагается к применению авторами статьи.

Основными характеристиками LLM-трансформеров можно выделить большое число параметров, включающихся в систему, и сложные архитектурные решения, что позволяет им захватывать сложные зависимости и контексты в предлагаемом тексте. Данные модели используют задачу авторегрессионного моделирования (Auto-Regressive Modeling), которая значительно улучшает

их возможности в генерации и переработке текстовой информации, создаваемой пользователем и для самого пользователя. Преимущества LLM-трансформеров также заключаются в их способности выполнять широкую гамму задач, сложные системы вопрос-ответ, перевод и обобщение текста с высокой степенью точности и естественности (приближая к человеческой системе языка). Благодаря своей универсальности и масштабируемости LLM-трансформеры являются предпочтительным выбором для обработки больших объемов данных и сложных языковых задач.

Sentence-transformers, в свою очередь, представляют собой модификацию моделей, таких как BERT, для создания семантических векторных представлений предложений. Эти модели специально обучены на парных задачах, таких как задачи сравнения текстов, например, Semantic Textual Similarity (STS), что позволяет им эффективно улавливать смысл целых предложений. Это значительно повышает их производительность в задачах, связанных с вычислением семантической близости между предложениями, таких как семантический поиск, кластеризация и сравнение текстов. Sentence-transformers обеспечивают более точное и интуитивное понимание текста, что делает их незаменимыми для задач, требующих глубокого семантического анализа.

Следовательно, предлагается в первую очередь использовать LLM-трансформеры и sentence-transformers, обеспечивающие более

высокую точность, универсальность и качество обработки и генерации текста. Их применение делает возможным решение сложных задач обработки естественного языка, обеспечивая высокую степень точности, масштабируемости.

Генерация текста пользователю:

Извлеченные документы, которые уже преобразованы в вектора, формируют базу данных, включая вводимый пользователем запрос и чанк. В модели это можно представить как хранимую информацию в формате: $D = \{d_1, d_2, d_3, \dots, d_n\}$. Данная база данных объединяется с исходным запросом пользователя q для создания расширенного входа. Генеративная модель (BART или T5) принимает расширенный вход и генерирует текстовый ответ a , составленный на базе ранее представленных текстовых файлов.

На графике 3 изображен пример векторной сходимости между вектором q и данными модели d_1, d_2, d_3 .

Нахождение следующих векторов эмбедингов можно описать в виде текста следующим образом:

Запрос q : «Можете ли Вы сформулировать основные требования к расчету выбросов углекислого газа?»

Результат d_1 : «Точность данных, стандартизация методик, учет всех источников выбросов...»

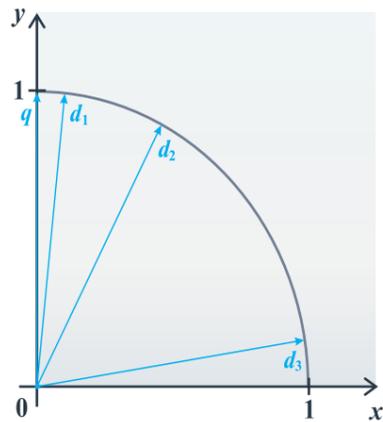
Результат d_3 : «Иммануил Кант был рожден в восточной части Пруссии».

Решения галлюцинаций и ошибок модели

Помимо привычных нам неверных ответов, которые пользователь может определить самостоятельно, имея определенные знания в теме, существуют и «галлюцинации», когда модель создает ответ, который выглядит обоснованным и правдивым, однако по своей сути не имеет никакого смысла и может быть вызван различными причинами: от ошибок в структуре графов до неполноты данных [11]. Именно такой вид ошибок актуален для расчета индекса чистой энергии.

Формирование необходимых ответов и выявление «галлюцинаций» в самой модели может происходить по нескольким возможным путям:

РИСУНОК 3. Графическое представление векторов в обработке ИИ



- Проверочные вопросы (вопросы, специально разработанные для выявления слабостей или ошибок модели).

Процесс работы с моделью происходит через создание наборов вопросов, которые охватывают различные аспекты знаний, которые модель должна уметь обрабатывать, в нашем же случае вопросы могут концентрироваться на данных, связанных с CO2. В целом же вопросы могут быть разнообразными, от простых фактов до сложных аналитических задач. Ответы модели на эти вопросы тщательно анализируются самим пользователем для выявления возможных ошибок или «галлюцинаций».

Основными недостатками являются значительные усилия для создания и поддержания актуального набора проверочных вопросов от самого человека/пользователя. Откуда и выходит второй недостаток такого метода: невозможность всегда охватить все возможные случаи использования модели.

- Референсные ответы и их сравнение (заранее подготовленные правильные ответы на определенные вопросы или задачи. Они служат эталоном для оценки качества ответов, генерируемых моделью).

Изначально при настраивании модели определяются ключевые вопросы, на которые модель должна уметь отвечать. Создаются или собираются правильные ответы для этих вопросов. Ответы модели сравниваются с референсными ответами для оценки точности.

Основными недостатками может служить: ограниченность количества референсных ответов

и человеческий фактор, а именно – неспособность охватить все возможные ситуации. Референсные ответы должны постоянно обновляться для обеспечения их актуальности. Также требуются значительные ресурсы для создания и поддержания референсных ответов. Модель может не учитывать контекстуальные различия между вопросами и ответами.

- Сходимость чанков (метод анализа, при котором ответы модели на один и тот же вопрос, но разделенные на разные части текстового файла (чанки), проверяются на их согласованность).

Здесь основной принцип работы заключается в формировании вопроса, когда он разбивается на несколько частей (чанков), которые подаются модели для ответа. Ответы модели на каждый чанк анализируются на предмет согласованности и точности. Сравниваются ответы на разные чанки для выявления несоответствий.

Преимуществом данного типа борьбы с ошибками служит возможность выявления скрытых ошибок и несогласованностей в ответах модели.

Однако данный тип борьбы с ошибками требует значительных вычислительных ресурсов для анализа множества чанков, что делает этот метод сложным для реализации в больших масштабах и, соответственно, трудным при реализации в расчетах индекса чистой энергии.

- Retrieval Augmented Generation Automated Scoring (RAGAS) (метод автоматической оценки производительности системы, использующий метрики для оценки качества генерации ответов с использованием RAG).

Включает в себя метрики, такие как точность контекста, контекстный отзыв, верность и релевантность ответа. Система автоматически оценивает производительность модели на основе этих метрик, сравнивая с заранее определенными стандартами. В соответствии с этим обеспечивает объективную и автоматизированную оценку производительности модели. Позволяет быстро и точно измерять качество ответов модели.

Однако при создании требует сложной настройки и калибровки метрик для обеспечения точности.

- Запрос к самой модели (метод, при котором пользователи задают модели дополнительные вопросы для проверки ее ответов и получения дополнительной информации о процессе генерации ответа).

Пользователи могут задавать модели вопросы, такие как «Почему ты так ответила?» или «Насколько достоверны результаты?» Модель предоставляет объяснения или дополнительные данные, которые помогают пользователям понять процесс генерации ответа и выявить возможные ошибки. Благодаря чему обеспечивается возможность глубокой проверки и анализа ответов модели, это помогает пользователям лучше понять процесс работы модели и выявить ошибки.

Каждый из этих методов имеет свои преимущества и недостатки. В идеале для достижения наибольшей точности и надежности модели следует комбинировать несколько методов, чтобы покрыть все возможные аспекты и выявить скрытые ошибки. Однако в контексте поставленных задач из всех перечисленных вариантов решения проблемы самыми эффективными для пользователя при расчете ИЧЭ являются RAGAS и запрос к самой БЯМ. Следовательно, необходимо подробнее остановиться на этих двух типах выявления ошибок в самой модели.

Retrieval Augmented Generation Automated Scoring (RAGAS)

RAGAS используется как инструмент для оценки конвейеров RAG. RAGAS (Retrieval-Augmented Generation Assessment Scores) представляет собой набор метрик, предназначенных для оценки производительности систем, использующих конвейеры Retrieval-Augmented Generation (RAG). Конвейеры RAG интегрируют методы информационного поиска (retrieval) с моделями генерации текста (generation), чтобы обеспечить более релевантные и информативные ответы на сложные запросы пользователей.

RAGAS представляет собой метрики с минимальной зависимостью от аннотированных данных, предоставляя информацию о производительности системы

и релеванности ее ответов. В отличие от традиционных методов оценки, которые часто требуют большого количества предварительно аннотированных данных, RAGAS ориентируется на метрики, которые минимизируют эту зависимость. Это позволяет проводить оценку систем RAG более гибко и экономично. Метрики RAGAS обеспечивают всестороннюю оценку, охватывая как этап извлечения данных, так и этап генерации текста, что критически важно для комплексного анализа производительности системы.

RAGAS использует следующие метрики:

- Точность контекста (Context Precision). Эта метрика оценивает, насколько точно система извлекает релевантные фрагменты информации из базы данных или корпуса документов в ответ на запрос пользователя. Точность контекста определяется как доля извлеченных элементов, которые действительно релевантны запросу. Высокая точность контекста указывает на то, что система способна эффективно находить соответствующую информацию с минимальным количеством нерелевантных данных. Например, в статье «Dense Passage Retrieval for Open-Domain Question Answering» [5] описывается, как плотные векторные представления могут улучшить точность извлечения контекста.
- Контекстный отзыв (Context Recall). Контекстный отзыв измеряет полноту извлечения релевантной информации. Эта метрика рассчитывается как доля релевантных элементов, которые были извлечены системой, относительно общего количества релевантных элементов в базе данных. Высокий контекстный отзыв показывает, что система извлекает большую часть релевантной информации, минимизируя упущения. Работы по оптимизации отзывов, такие как «Anserini: Enabling the Use of Lucene for Information Retrieval Research» [13], подчеркивают важность высоких значений этой метрики для эффективности информационного поиска.
- Верность (Factuality). Верность оценивает точность и достоверность сгенерированного

текста относительно извлеченной информации и запроса пользователя. Эта метрика важна для определения соответствия сгенерированных ответов фактическим данным. Низкая верность может указывать на тенденцию модели к генерации неверной или вводящей в заблуждение информации. В статье «Evaluating the Factual Consistency of Abstractive Text Summarization» [7] обсуждаются методы оценки верности и важность этой метрики для обеспечения надежности системы.

- Релевантность ответа (Answer Relevance). Эта метрика оценивает соответствие и полезность сгенерированного ответа запросу пользователя. Релевантность ответа учитывает, насколько хорошо ответ решает информационную потребность пользователя, включая оценку его полноты, точности и уместности. Высокая релевантность ответа показывает, что система не только точно понимает запрос, но и предоставляет полезную и качественную информацию. Метрики, подобные тем, которые обсуждаются в «BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding» [2], помогают оценивать релевантность ответов и их соответствие запросам.

Эти метрики в совокупности предоставляют глубокую и комплексную оценку производительности конвейеров RAG, позволяя выявить узкие места и направить усилия на оптимизацию системы. Это способствует созданию более эффективных и надежных систем информационного поиска и генерации текста, что критически важно в контексте требований к обработке естественного языка и взаимодействию с пользователями при расчете индекса чистой энергии.

Запрос к Большой языковой модели

Запрос к самой модели является одним из наиболее простых и эффективных методов оценки верности ответа, как указано в статье «Adaptation with Self-Evaluation to Improve Selective Prediction in LLMs» (2023) [11], где описывается эффективность применения, а также предлагается структура под названием ASPIRE,

которая улучшает способность модели к самооценке своих выводов для повышения точности в задачах селективного предсказания. Модель при правильной настройке способна анализировать свои собственные ответы на вопросы, такие как: «Почему большая языковая модель (БЯМ) так ответила?» или «Насколько достоверны результаты?». Этот процесс самоанализа включает в себя возможность модели предоставлять обоснования своих ответов и степень уверенности в них, что значительно повышает прозрачность и надежность ее выводов.

БЯМ можно задать запрос на предоставление исходной информации, на основе которой был сформирован ответ, включающей ссылки на первоисточники или объяснение логических шагов, использованных для построения ответа

Более того, модели можно задать запрос на предоставление исходной информации, на основе которой был сформирован ответ. Это включает в себя ссылки на первоисточники данных или объяснение логических шагов, использованных для построения ответа. Такой подход не только способствует проверке точности и достоверности сгенерированных ответов, но и позволяет пользователям лучше понять процесс генерации ответа и выявить возможные ошибки или искажения.

Дополнительно методика prompt engineering служит важным инструментом для повышения эффективности БЯМ. Суть этой методики заключается в тщательно продуманной формулировке запросов (prompts), которые управляют поведением модели для получения необходимых результатов без изменения ее внутренней архитектуры или параметров. Prompt engineering позволяет оптимизировать взаимодействие с моделью, фокусируясь на конкретных задачах и снижая вероятность генерации нерелевантной или недостоверной информации.

Использование продуманных prompts включает несколько аспектов:

- Контекстуализация запроса: предоставление модели максимально точной и

релевантной информации для минимизации интерпретационных ошибок.

- Пошаговое руководство: разбивка сложных задач на более простые этапы, что позволяет модели последовательно решать каждый из них с большей точностью.
- Ограничение диапазона ответов: задавание таких формулировок, которые сузят возможные варианты ответов модели, что помогает избежать слишком общих или неконкретных результатов.

Применение этих стратегий в рамках prompt engineering способствует

более точному и целенаправленному использованию БЯМ, позволяя достигать высоких результатов в различных областях применения – от автоматического перевода до сложного анализа данных и генерации текстов.

Такая методология, основанная на запросах к самой модели и использовании prompt engineering, открывает новые горизонты в оценке и улучшении производительности больших языковых моделей, обеспечивая более высокий уровень доверия к их результатам и более эффективное их применение в практических задачах при расчете тех или иных показателей.

Prompt engineering позволяет оптимизировать взаимодействие с моделью, фокусируясь на конкретных задачах и снижая вероятность генерации нерелевантной или недостоверной информации

Fully Homomorphic Encryption (FHE)

С одной стороны, использование возможностей БЯМ позволит во много раз упростить расчет ИЧЭ, но также существуют трудности получения информации от компаний и производств и связанных с этим рисков утечки конфиденциальной информации.

Одним из возможных решений этой проблемы является использование полностью гомоморфного шифрования (FHE) [10], которое позволяет выполнять функции с зашифрованными данными. Когда выгруженные данные из различных организаций и компаний в БЯМ шифруются алгоритмом внутри самой системы модели и уже невозможны к прочтению сторонними пользователями. Однако при запросе от пользователя по заданному вопросу возможно получение ответа, и только этот ответ способен увидеть сам пользователь без нарушения коммерческой конфиденциальности.

Полностью гомоморфное шифрование (FHE) представляет собой революционное достижение в области криптографии, позволяющее выполнять вычисления над зашифрованными данными без их расшифровки. Эта возможность решает важные проблемы конфиденциальности данных и безопасности в области облачных вычислений и других сценариях, где требуется обработка чувствительной информации в ненадежных средах.

FHE достигает своей функциональности благодаря сложному взаимодействию математических техник, включая алгебраические структуры, такие как решетки, теория чисел и полиномиальные кольца. Основной принцип FHE заключается в возможности выполнять произвольные вычисления непосредственно над зашифрованными данными, сохраняя конфиденциальность

на протяжении всего процесса вычислений. Это достигается путем обеспечения того, что как операции сложения, так и умножения над зашифрованными данными дают результаты, которые являются значимыми и согласованными при расшифровке.

Практическая реализация FHE включает несколько ключевых компонентов и методов:

- Схемы гомоморфного шифрования. Различные схемы, такие как исходная схема Гентри и последующие улучшения, например схема Бракерски-Гентри-Вайкунтанатан (BGV) и схема Фана-Веркотерена (FV), предоставляют различные компромиссы между эффективностью и безопасностью. Эти схемы позволяют выполнять различные типы вычислений гомоморфно с различными уровнями вычислительной и коммуникационной нагрузки.
- Выбор параметров. Схемы FHE требуют тщательного выбора параметров, таких как модуль, параметры шума и размеры ключей, для балансировки безопасности и эффективности.

Основной принцип FHE заключается в возможности выполнять произвольные вычисления непосредственно над зашифрованными данными, сохраняя конфиденциальность на протяжении всего процесса вычислений

Эти параметры влияют на уровень защиты от различных атак (например, атаки на основе решеток) и производительность гомоморфных операций.

- Управление шумом. Во время гомоморфных вычислений шум накапливается из-за процесса шифрования. Техники, такие как переключение модуля и релейная защита, используются для управления и уменьшения шума, обеспечивая тем самым правильность результатов вычислений.
- Сценарии применения. FHE применяется в сценариях, где конфиденциальность данных играет ключевую роль, таких как безопасный аутсорсинг вычислений ненадежным сервером, конфиденциальное обучение, безопасные вычисления между несколькими участниками и зашифрованный поиск данных. Эти приложения используют способность FHE выполнять вычисления над зашифрованными данными при сохранении конфиденциальности информации.
- Проблемы и направления развития. Несмотря на свои преимущества, FHE сталкивается с проблемами,

такими как высокие вычислительные затраты, значительное увеличение размера шифротекста и ограниченная масштабируемость для сложных вычислений. Текущие исследования направлены на решение этих проблем через оптимизацию алгоритмов, аппаратных ускорителей и новых криптографических техник.

В заключение отметим, что FHE представляет собой важное достижение в области криптографии, предлагая трансформационный подход к защите данных путем возможности выполнения вычислений над зашифрованными данными. Его дальнейшее развитие и внедрение обещают значительно усилить

защиту конфиденциальности в мире, где данные играют все более важную роль.

Выводы

Представленные в данной статье решения направлены на устранение ограничений, связанных с применением больших языковых моделей для расчета индекса чистой энергии. Внедрение таких подходов обеспечит:

- Эффективное использование ИЧЭ с минимальными временными и финансовыми затратами, позволяя оценивать эффективность различных видов топлива с учетом экологических показателей.
- Возможность интеграции БЯМ без необходимости их переобучения, что упрощает и ускоряет внедрение моделей в практическую деятельность.
- Улучшение точности и актуальности ответов за счет методов, таких как Retrieval Augmented Generation (RAG), которые дополняют модели релевантными внешними данными.
- Снижение вероятности ошибок и «галлюцинаций», что делает

расчеты ИЧЭ более надежными и достоверными.

- Применение полностью гомоморфного шифрования (FHE) для защиты конфиденциальных данных, что позволяет выполнять расчеты с гарантией сохранности коммерческой информации.

Внедрение данных методов и подходов значительно повысит точность, надежность и безопасность в расчете индекса чистой энергии, способствуя эффективному развитию методики определения стратегии устойчивого развития. ●

Литература

1. Brown, T. B., et al. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners*. arXiv preprint arXiv:2005.14165.
2. Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. arXiv preprint arXiv:1810.04805.
3. Johnson, D. (2020). *A comprehensive survey on graph neural networks*. arXiv preprint arXiv:2001.05042.
4. Johnson, R. (2020). *A comprehensive survey on graph neural networks*. arXiv preprint arXiv:2001.05088.
5. Kipf, T. N., & Welling, M. (2017). *Semi-supervised classification with graph convolutional networks*. arXiv preprint arXiv:1609.02907.
6. Lewis, P., et al. (2021). *Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks*. arXiv preprint arXiv:2005.11401.
7. Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). *Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks*. *Advances in neural information processing systems*.
8. Ruder, S., & Bingel, J. (2017). *Learning what to share between loosely related tasks*. arXiv preprint arXiv:1705.07245.
9. Stacey, A., Feng, S., and Wallace, B. (2023). *Adaptation with Self-Evaluation to Improve Selective Prediction in LLMs*. arXiv preprint arXiv:2305.01234.
10. Vaswani, A., et al. (2017). *Attention is All You Need*. arXiv preprint arXiv:1706.03762.
11. Karpukhin, Vladimir, et al. «Dense Passage Retrieval for Open-Domain Question Answering». arXiv preprint arXiv:2004.04906 (2020).
12. Yang, Peilin, et al. «Anserini: Enabling the Use of Lucene for Information Retrieval Research». *Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. 2017.
13. Kryściński, Wojciech, et al. «Evaluating the Factual Consistency of Abstractive Text Summarization». arXiv preprint arXiv:1910.12840 (2019).
14. Lewis, M., Liu, Y., Goyal, N., Ghazvininejad, M., Mohamed, A., Levy, O., ... & Zettlemoyer, L. (2019). *BART: Denoising Sequence-to-Sequence Pre-training for Natural Language Generation, Translation, and Comprehension*. arXiv preprint arXiv:1910.13461.

KEYWORDS: *clean energy index, fuel efficiency index, green energy assessment, environmental cleanliness in energy production, carbon footprint assessment, artificial intelligence in the energy sector, AI solutions, large language models, improved energy consumption indicators.*

Полная версия журнала
доступна по подписке