

**Секция I**  
**ПЕРСПЕКТИВЫ, СТРАТЕГИЯ РАЗВИТИЯ**  
**И НОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ХИМИЧЕСКИХ**  
**И НЕФТЕХИМИЧЕСКИХ ПРОИЗВОДСТВ.**  
**ИНВЕСТИЦИОННЫЕ ПРОЕКТЫ**

---

УДК - 622.276

**Гулиев Р.З.**

(Северный (Арктический) федеральный университет  
имени М.В. Ломоносова)

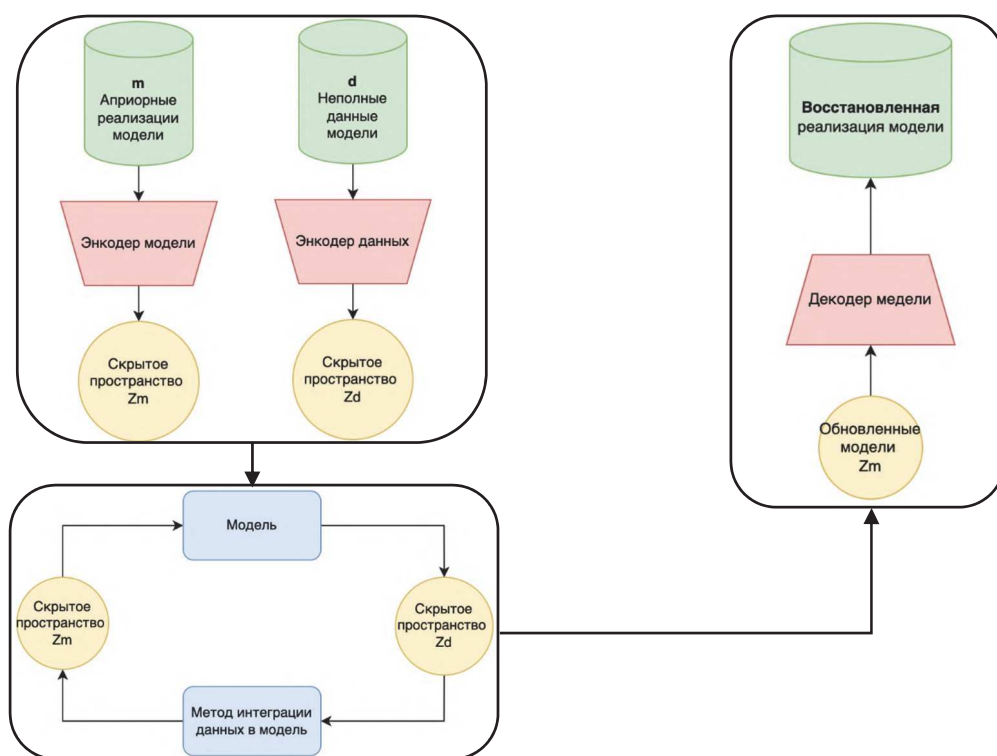
**ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ**  
**ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ПРОЦЕССА РАЗРАБОТКИ НЕФТЯНЫХ**  
**МЕСТОРОЖДЕНИЙ**

**Аннотация.** В работе показаны методология и результаты разработки метода оптимизации процесса заводнения нефтяного пласта в условиях зональной неоднородности и неопределенности геологических свойств с использованием разработанной системы искусственного интеллекта для повышения эффективности разработки нефтегазовых месторождений. Показана апробация нового подхода – генеративно-состязательной сети и ансамблевого сглаживателя для снижения влияния неопределенности показателя проницаемости пласта на выбор стратегии управления устройствами контроля закачки и управления процессом заводнения. Подход показал свою эффективность на примере секторной гидродинамической модели, заключающуюся в увеличении накопленной добычи нефти, уменьшении накопленной добычи воды и повышения коэффициента извлечения нефти по сравнению с базовым вариантом расчета.

Процесс заводнения пластов с высокой неоднородностью по фильтрационно-емкостным свойствам приводит к использованию систем одновременно-раздельной добычи / закачки (ОРЭ) при эксплуатации нескольких пластов одновременно. Такая система разработки включает в себя управление скважинными устройствами контроля притока/ закачки. При этом задача оптимизации устройств контроля притока/ закачки, особенно в условиях высокой неоднородности и неопределённости геологических свойств, является актуальной. Стандартной является практика использования ансамблевых методов и методов интеграции данных в модель [3–5]. Альтернативой методам интеграции данных в модель являются методы

машинного и глубокого обучения в задачах оптимизации процесса заводнения, апробация таких подходов показана в [1, 2] и [6].

В настоящем исследовании была разработана и модифицирована пара «генеративно-состязательная сеть-ансамблевый сглаживатель». Набор данных, используемый в эксперименте, представляет собой подмножество 2D-негауссовых изображений, состоящих из высокопроницаемых каналов. В наборе данных есть пять возможных геологических предшествующих сценариев. Изображения обозначаются как  $X$ , при этом прямая модель представляет собой линейный оператор  $G$ , а результирующие смоделированные ответы обозначаются как  $Y$ . Физическая система представляется как  $Y = G(X)$  или  $D = G(M)$ . Цель эксперимента – обратное отображение  $M = G'(D)$ , которое не является тривиальным, если  $M$  не является гауссовым (что воспроизводит задачу зональной неоднородности), а  $G$  нелинейна. Как только алгоритм обучен, векторы  $z_m$  представляют собой аналогии моделей  $M$ , а  $z_d$  представляют данные  $D$ . Прямая модель  $G$  теперь представлена моделью регрессии, которая отображает  $z_m$  в  $z_d$ , как эффективная прокси-модель. Учитывая вектор наблюдения  $d_{\text{наб}}$ , ансамбль априорных значений  $z_m$  итеративно усваивается с использованием алгоритма ES-MDA, где каждое соответствующее  $z_d$  получается из прокси-модели. Схема разработанной системы показана на Рисунке 1.



**Рисунок 1 – Разработанная пара генеративно-состязательная сеть -ансамблевый сглаживатель**

Результаты исследования показали, что на неполных данных в условиях неопределённости свойства проницаемости разработанный алгоритм сумел «восстановить» свойства пласта и снизить неопределенность. Для дальнейшей оптимизации процесса заводнения в качестве примера был выбрана одна из реализаций «восстановленного» пласта и апробирована на гидродинамической модели. Была выбрана базовая стратегия управления заводнением пласта – без использования системы глубокого обучения и устройств контроля притока. Результаты моделирования двух вариантов представлены в Таблице 1. Гидродинамическое моделирование показало увеличение коэффициента извлечения нефти при варианте с оптимизацией процесса заводнения на 11,91 %, увеличение накопленной добычи нефти на 829 тыс. м<sup>3</sup>, снижение накопленной добычи воды на 4 711 тыс. м<sup>3</sup>.

**Таблица 1 – Технологические показатели разработки пласта для двух вариантов расчета**

Годы отчетного периода	Обводненность для базового варианта, доли ед.	Обводненность для варианта с оптимизацией, доли ед.	КИН для базового варианта, %	КИН для варианта с оптимизацией, %	Накопленная добыча нефти для базового варианта, тыс. ст. м <sup>3</sup>	Накопленная добыча нефти для варианта с оптимизацией, тыс. ст. м <sup>3</sup>	Накопленная добыча воды для базового варианта, тыс. ст. м <sup>3</sup>	Накопленная добыча воды для варианта с оптимизацией, тыс. ст. м <sup>3</sup>
2000	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
2001	0,80	0,00	16,12	3,92	112,24	27,27	49,43	0,00
2002	0,90	0,00	21,43	9,44	149,20	65,71	290,17	0,00
2003	0,93	0,00	25,53	15,74	177,70	109,59	613,69	0,00
2004	0,94	0,48	29,12	22,99	202,73	160,03	980,75	3,31
2005	0,95	0,54	32,48	30,04	226,13	209,14	1379,52	57,11
2006	0,95	0,62	35,67	36,98	248,29	257,41	1800,87	125,75
2007	0,96	0,76	38,37	42,73	267,12	297,42	2242,88	217,97
2008	0,97	0,82	40,53	47,02	282,14	327,34	2703,95	335,72
2009	0,98	0,88	42,16	50,37	293,51	350,63	3183,20	475,10
2010	0,98	0,91	43,50	52,97	302,79	368,71	3675,46	631,64
2011	0,98	0,93	44,71	55,06	311,25	383,30	4180,02	801,98
2012	0,99	0,94	45,84	56,83	319,14	395,64	4695,74	984,47
2013	0,99	0,95	46,91	58,35	326,58	406,18	5223,29	1178,50
2014	0,99	0,96	47,93	59,65	333,62	415,24	5758,84	1381,55
2015	0,99	0,97	48,89	60,80	340,37	423,26	6303,19	1592,70

На основании результатов исследования можно сделать вывод, что описанный подход может быть применен при решении аналогичных задач оптимизации разработки, например: распределение отборов и закачки в системах одновременно-раздельной добычи / закачки, подбор оптимальных фильтрационных сопротивлений скважинных устройств контроля притока.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Guliev R., Zolotukhin A. Field development optimization of waterflooding process using data assimilation methods // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2019. № 1 (700). С. 012054.

2. Canchumun S.W.A. [и др.]. Recent Developments Combining Ensemble Smoother and Deep Generative Networks for Facies History Matching, 2020.

3. Emerick A.A., Portella R.C.M. Production Optimization With Intelligent Wells, SPE, 2007.

4. Meum P. [и др.]. Optimization of Smart Well Production through Nonlinear Model Predictive Control, SPE, 2008.

5. Oliver D.S., Reynolds A.C., Liu N. Inverse Theory for Petroleum Reservoir Characterization and History Matching / D.S. Oliver, A.C. Reynolds, N. Liu, Cambridge: Cambridge University Press, 2008.

6. Гулиев Р.З. Использование генеративно-состязательных сетей в качестве метода генерации фаций для воссоздания геологической неоднородности пласта // Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. 2023. (4). С. 27–35.

УДК 665.52.061.5

**Гайле А.А., Карнаух В.С.**

(Санкт-Петербургский государственный  
технологический институт (технический университет))

**Камешков А.В.**

(ООО «ПО «Киришинефтеоргсинтез»)

### **ЭКСТРАКЦИОННАЯ ОЧИСТКА ЛЕГКОГО ГАЗОЙЛЯ КАТАЛИТИЧЕСКОГО КРЕКИНГА СМЕСЯМИ N-МЕТИЛПИРРОЛИДОНА С ЭТИЛЕНГЛИКОЛЕМ**

Ранее в СПбГТИ(ТУ) исследована экстракционная очистка вакуумных газойлей и газойлей вторичных процессов нефтепереработки с целью получения компонентов судовых топлив, удовлетворяющих экологическим требованиям по содержанию серы – не более 0,5 % мас., с пониженным содержанием азотистых компонентов и полиароматических углеводородов и хорошими цетановыми характеристиками [1].