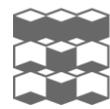


ТОМСКИЙ
ПОЛИТЕХ

OPTIMIZATION OF IRT-T RESEARCH REACTOR FUEL LOADING PATTERN BY GENETIC ALGORITHM

Nikita Smolnikov
TPU
Tomsk

04.07.2025



ТОМСКИЙ
ПОЛИТЕХ

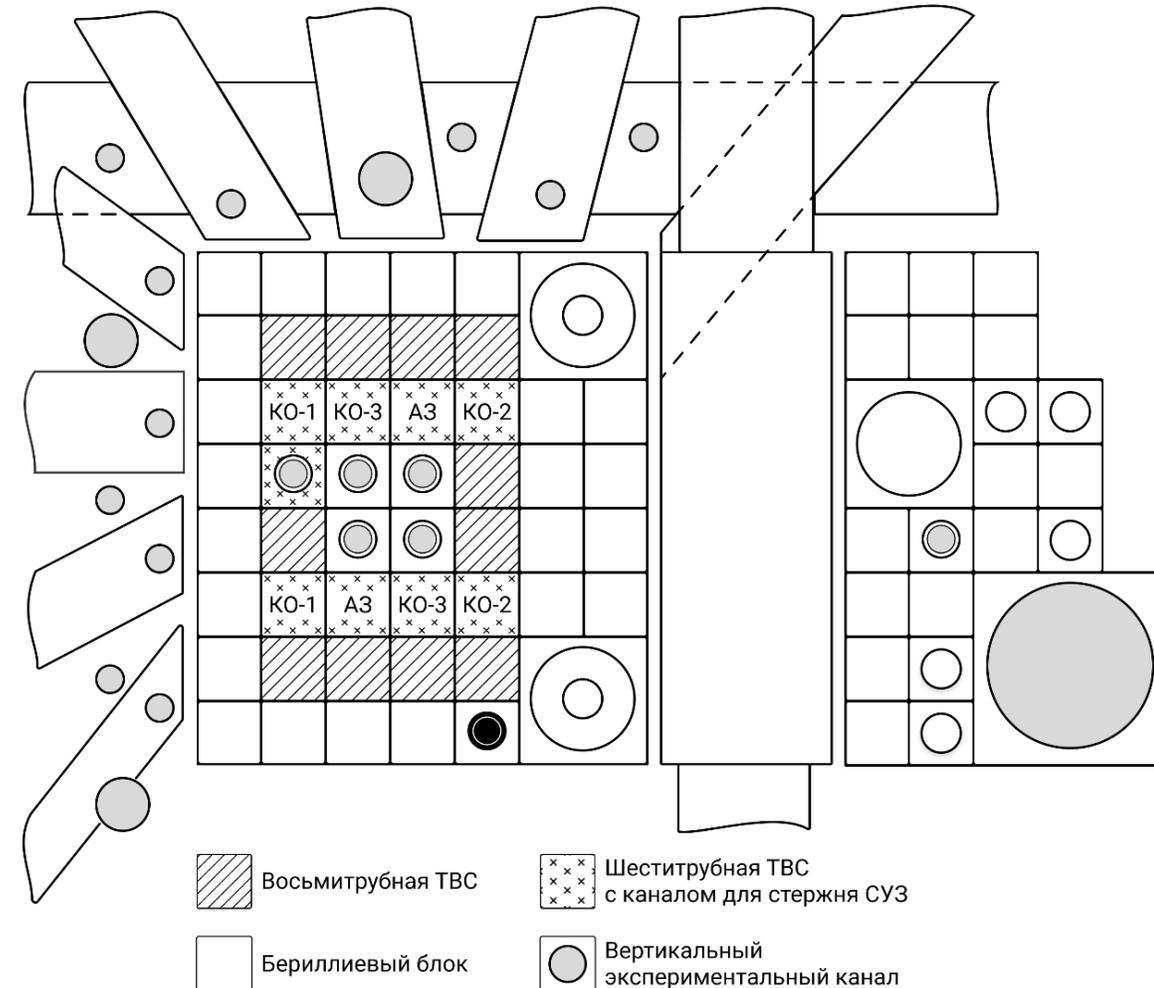
ОПТИМИЗАЦИЯ ТОПЛИВНЫХ ЗАГРУЗОК АКТИВНОЙ ЗОНЫ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОГО РЕАКТОРА ИРТ-Т НА ОСНОВЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Н.В.Смольников
НИ ТПУ
г.Томск

04.07.2025

РЕАКТОР ИРТ-Т

- Тип реактора – бассейновый
- Мощность реактора – 6 МВт
- Отражатель: металлический бериллий
- Замедлитель и теплоноситель: вода
- Макс. плотность потока быстрых нейтронов:
 $2.0 \cdot 10^{13} \text{ н} \cdot \text{см}^{-2} \cdot \text{с}^{-1}$
- Макс. плотность потока тепловых нейтронов:
 $2.1 \cdot 10^{14} \text{ н} \cdot \text{см}^{-2} \cdot \text{с}^{-1}$
- Длительность топливной кампании 35-65 эфф.суток
- 3 группы поглощающих стержней для оперативного управления: КО1, КО2, КО3
- Загрузка активной зоны: ТВС ИРТ-3М
 - 11 восьмитрубных
 - 9 шеститрубных



Расчетное сопровождение эксплуатации (РСЭ) на основе **аттестованной модели** в MCU-PTR

РЕАКТОР ИРТ-Т



ЯДЕРНАЯ МЕДИЦИНА

Производство мед. изделий
- генераторов Тс99м-ГТ-ТОМ

Нейтрон-захватная терапия

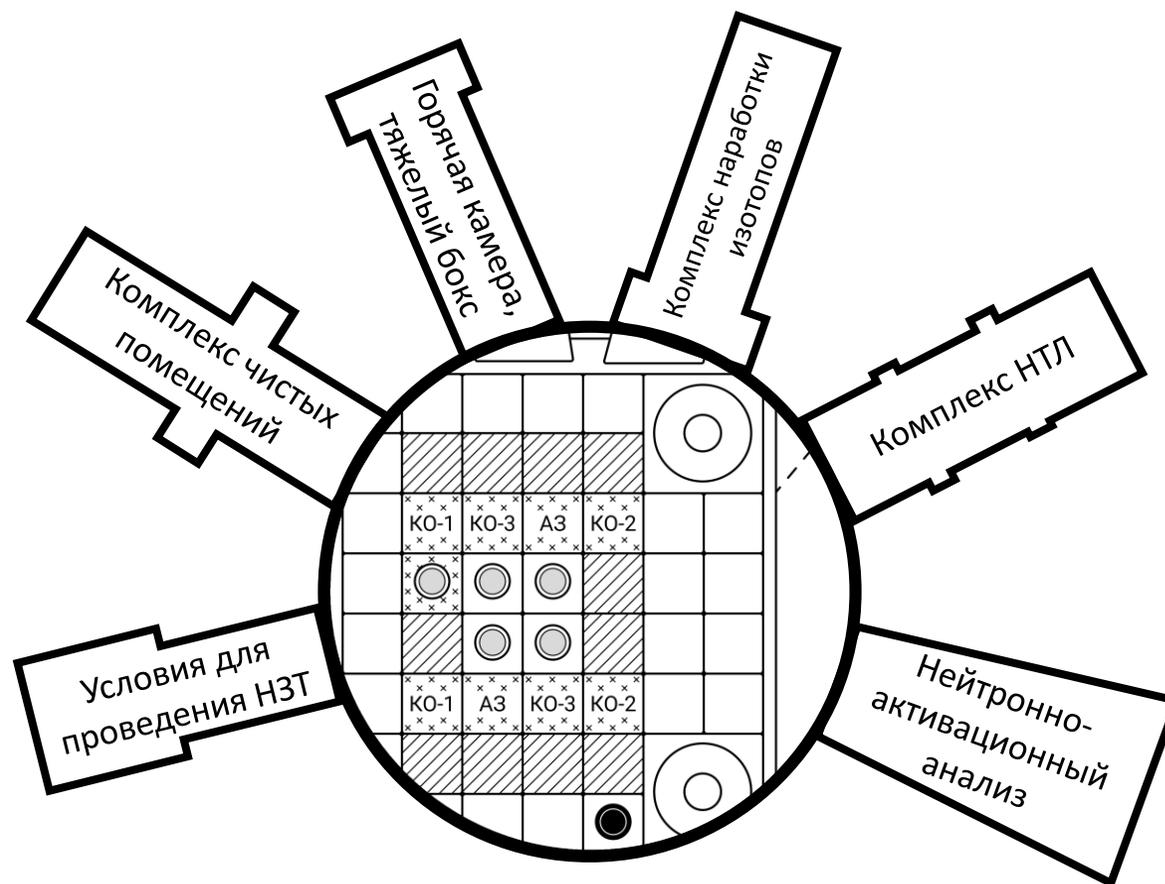
Производство РФЛП



РАДИАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

Модификация оптических свойств полудрагоценных минералов

Элементный анализ (НАА)



ИЗОТОПНОЕ КОНСТРУИРОВАНИЕ

Изотопы медицинского и технологического назначения ^{32}P , ^{90}Y , ^{99}Mo , $^{99\text{m}}\text{Tc}$

Нейтронно-трансмутационное легирование (НТЛ) полупроводниковых материалов



ЯДЕРНОЕ ОБРАЗОВАНИЕ

Виртуальные тренажеры и симуляторы

Образовательные программы мирового уровня

АКТУАЛЬНОСТЬ

Реализация комплексной программы «Развитие техники, технологий и научных исследований в области использования атомной энергии»

Исследовательские ядерные реакторы (ИЯР) играют важную роль в развитии науки и техники.

Повышение производственных возможностей – **ключевое направление**

Расчетное обеспечение
методом Монте-Карло
высокая точность

Искусственный
интеллект
гибкость и скорость

Суррогатное моделирование
и **оптимизация** физических
процессов



Излучение
Вавилова – Черенкова на
реакторе ИРТ-Т

ПРОБЛЕМА ПРОФИЛИРОВАНИЯ ЭНЕРГОВЫДЕЛЕНИЯ

До перегрузки

	Глубина выгорания, %					КНРЭ			
	В	С	Д	Е		В	С	Д	Е
7	4,90	30,41	33,71	42,48		1,33	1,22	1,18	1,06
6	25,44	51,81	15,95	23,04		1,23	0,99	1,60	1,44
5	52,94			62,32		0,96			0,91
4	61,79			61,51		0,78			0,89
3	24,97	14,45	51,28	21,84		1,19	1,47	0,96	1,37
2	4,86	33,98	30,91	40,66		1,32	1,10	1,18	0,98

После перегрузки

	Глубина выгорания, %					КНРЭ			
	В	С	Д	Е		В	С	Д	Е
7	4,90	30,41	33,71	42,48		1,14	1,10	1,14	1,09
6	25,44	51,81	15,95	23,04		1,08	0,93	1,58	1,55
5	52,94			0,00		0,85			2,05
4	61,79			0,00		0,73			1,99
3	24,97	14,45	51,28	21,84		1,02	1,34	0,97	1,46
2	4,86	33,98	30,91	40,66		1,09	0,96	1,10	1,01

- Максимальная энергонапряженность в ячейке 6D – 1,6
- Минимальная энергонапряженность в ячейке 4B – 0,78
- Замена ТВС в ячейках 4E, 5E

- Максимальная энергонапряженность в ячейке 5E – 2,05 (увеличение в 2,2 раз)
- Минимальная энергонапряженность в ячейке 4B – 0,73
- Замена ТВС в ячейках 4E, 5E

* КНРЭ – коэффициент неравномерности распределения энерговыделения

** нумерация ячеек имеет вид: 7B, где 7 – строка, B – столбец

Среднее перераспределение энерговыделения по ячейкам **≈15%**
Изменение интенсивности нейтронного излучения в каналах **±10-30%**

ПРОБЛЕМА ПРОФИЛИРОВАНИЯ ЭНЕРГОВЫДЕЛЕНИЯ

После перегрузки

	Глубина выгорания, %					КНРЭ			
	В	С	Д	Е		В	С	Д	Е
7	4,90	30,41	33,71	42,48		1,14	1,10	1,14	1,09
6	25,44	51,81	15,95	23,04		1,08	0,93	1,58	1,55
5	52,94			0,00		0,85			2,05
4	61,79			0,00		0,73			1,99
3	24,97	14,45	51,28	21,84		1,02	1,34	0,97	1,46
2	4,86	33,98	30,91	40,66		1,09	0,96	1,10	1,01

После перестановок

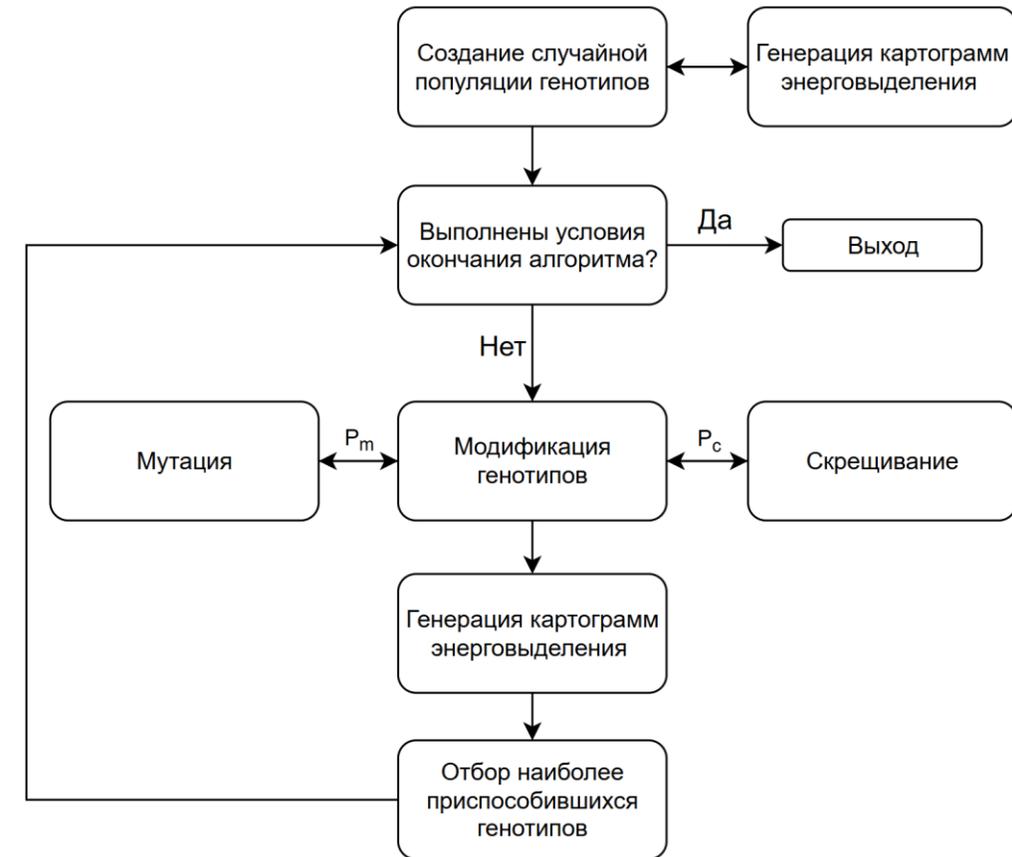
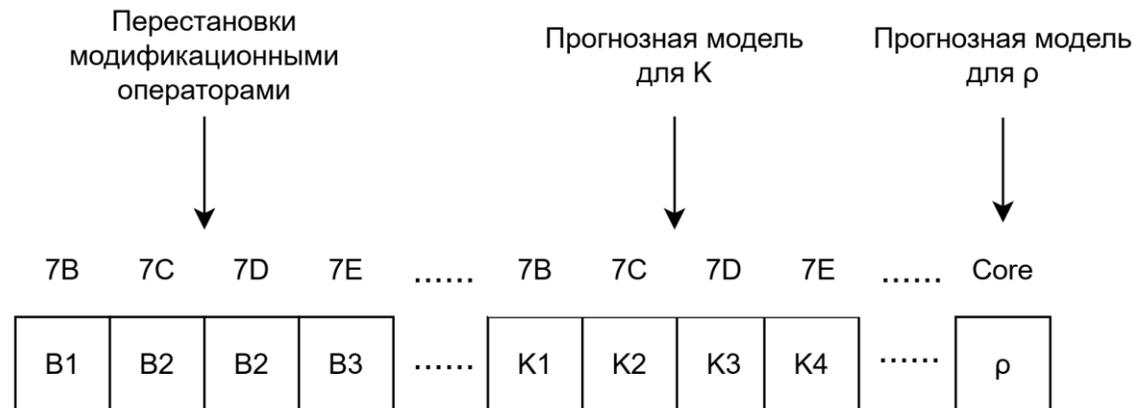
	Глубина выгорания, %					КНРЭ			
	В	С	Д	Е		В	С	Д	Е
7	4,90	0,00	33,71	42,48		1,41	1,68	1,30	1,21
6	25,44	51,81	15,95	23,04		1,24	1,06	1,76	1,59
5	52,94			30,41		0,99			1,72
4	61,79			30,91		0,82			1,68
3	24,97	14,45	51,28	21,84		1,17	1,54	1,06	1,53
2	4,86	33,98	0,00	40,66		1,36	1,14	1,63	1,14

- Индивидуальная программа перестановок: **снижение** локальной энергонапряженности **поддержание** интенсивности нейтронного излучения в диапазоне $\pm 10\%$
- Затраты на моделирование **≈ 4-12 часов** рассматриваются несколько сценариев, поэтому **сложно судить** об оптимальности
- NP-трудная задача
12 ТВС для перестановок - $12! \approx 479 \cdot 10^6$ **комбинаций**
- Для каждой комбинации **необходимы** эксплуатационные характеристики

КОНЦЕПЦИЯ ФОРМИРОВАНИЕ ТОПЛИВНЫХ ЗАГРУЗОК

Поиск приближенных решений на основе метаэвристики (генетический алгоритм):

- Модификация решений (загрузок) на основе мутаций скрещивания
- Максимизация запаса реактивности и профилирование ОКНРЭ
- Оценка запаса реактивности и КНРЭ на основе прогнозных моделей



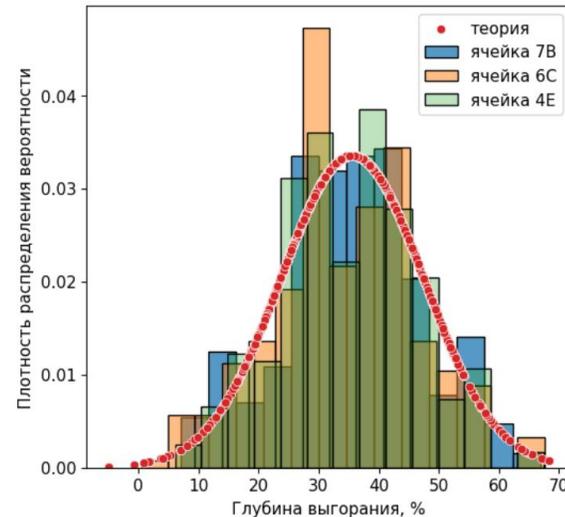
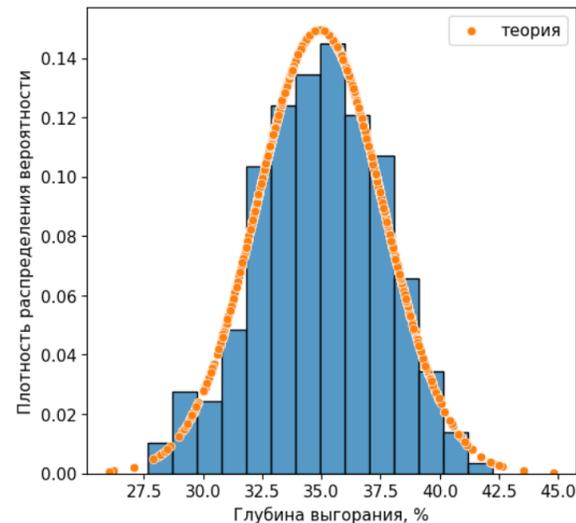
$$F(x) = [f_1(x), \dots, f_N(x)]$$

$$D_x \subset \{x\} = R^{|x|}$$

ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ

- Входные данные: выгорание топлива и положения рабочих органов
- Оценивается изменение $K_{Э}$ (КНРЭ) относительно картограммы выгорания и положений РО

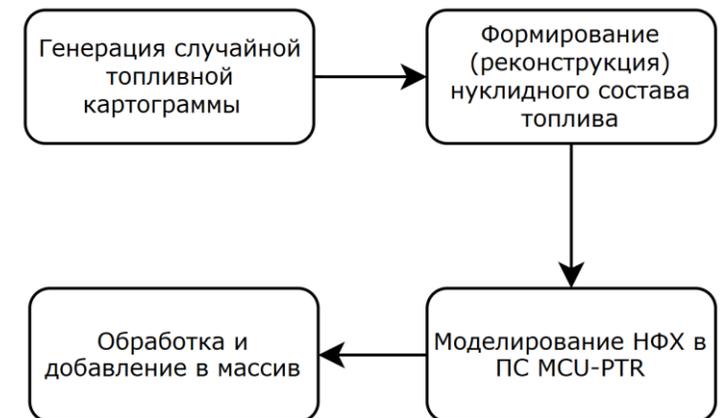
$$N_{\mathbf{B}}(B_i; \sigma_e, \mu_e) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_e^2}} \exp\left[-\frac{(B_i - \mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right]$$



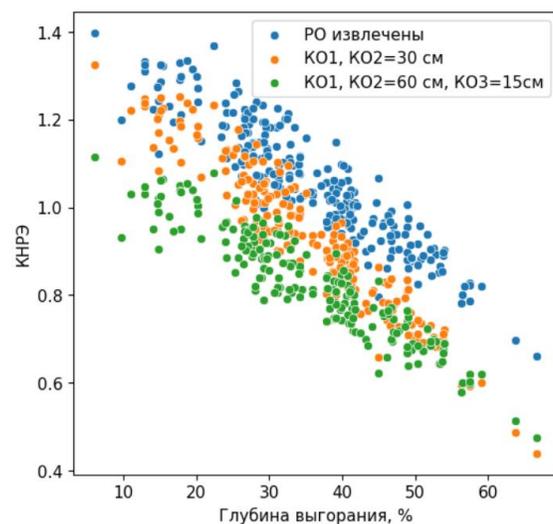
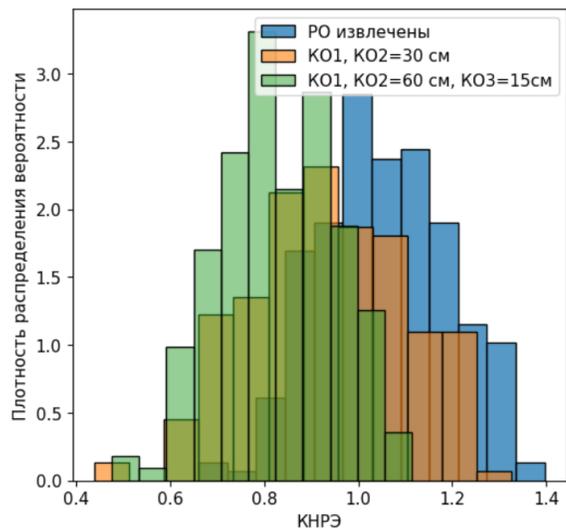
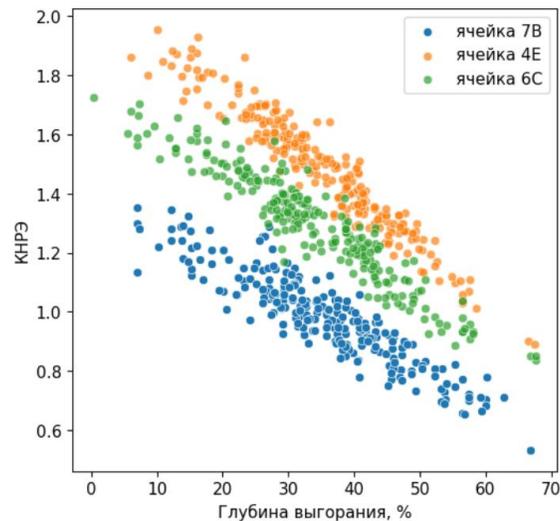
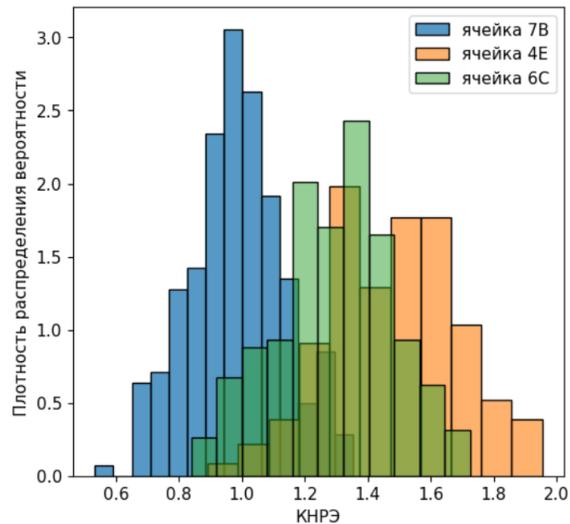
$$\mathbf{K}_{Э} \approx \mathbf{B}_T \Phi_T \cdot f(\boldsymbol{\varepsilon}, \mathbf{PO})$$

$$\hat{\mathbf{K}}_{Э} \approx \mathbf{K}_{Э} = \hat{f}(\mathbf{B}, \mathbf{PO}, \theta) \approx f(\mathbf{B}, \mathbf{PO})$$

$$\hat{\boldsymbol{\rho}} \approx \boldsymbol{\rho} = \hat{f}(\mathbf{B}, \mathbf{PO}, \theta) \approx f(\mathbf{B}, \mathbf{PO})$$



ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ



- Более 250 случайных компоновок
- 11 положений РО с шагом 7,5 см – регламентные перемещения КО3, КО1 + КО2
- **Более 2750** состояния активной зоны
- **Более 125 000** входных параметров

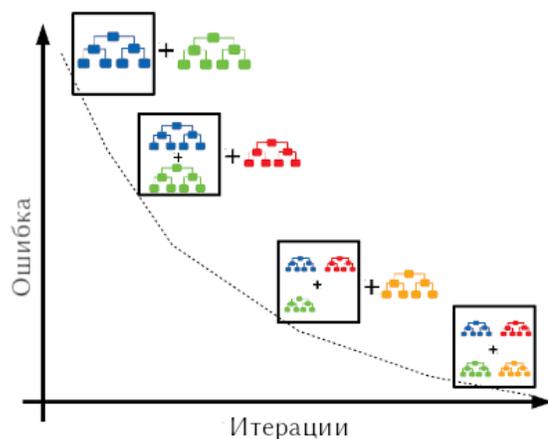
«Черный ящик» - проблема интерпретации прогнозов

Статистический и корреляционный анализ

ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ

Ансамблирование – комбинация «слабых» моделей

Градиентный бустинг на деревьях решений (GBR) – оптимизация потерь через градиентный спуск и последовательность DTR-моделей



$$\theta = \operatorname{argmin} \left[\sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{f}(x_i, \theta)) \right]$$

$$\hat{f}(x)^K = \sum_{k=1}^K f_k(x), \quad f_k \in \Omega,$$

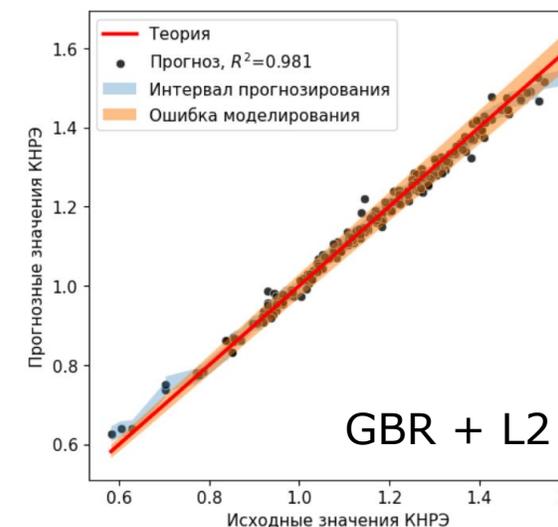
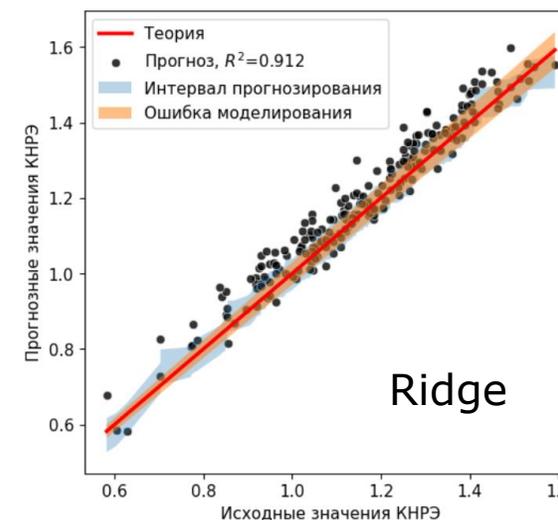
$$\hat{f}(x)^K = \hat{f}(x)^{K-1} + f_K(x)$$

L2 - регуляризация

$$\omega(f_k) = \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T Y_j^2$$

КНРЭ: $R^2=0,98$, при CAO=0,014 (снижение в 2,6 раз относительно Ridge-модели)

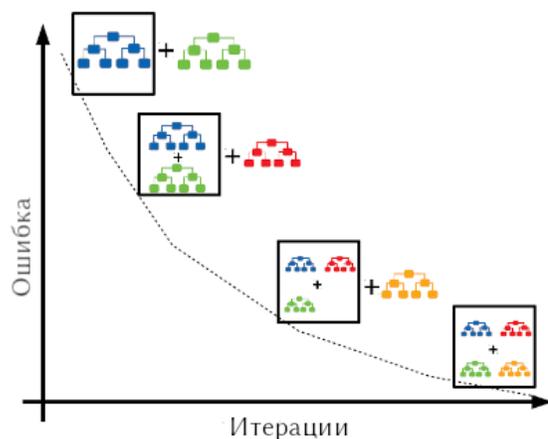
Запас реактивности: $R^2=0,97$, при CAO=0,016 (снижение в 1,5 раз относительно Ridge-модели)



ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ

Ансамблирование – комбинация «слабых» моделей

Градиентный бустинг на деревьях решений (GBR) – оптимизация потерь через градиентный спуск и последовательность DTR-моделей



$$\theta = \operatorname{argmin} \left[\sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{f}(x_i, \theta)) \right]$$

$$\hat{f}(x)^K = \sum_{k=1}^K f_k(x), \quad f_k \in \Omega,$$

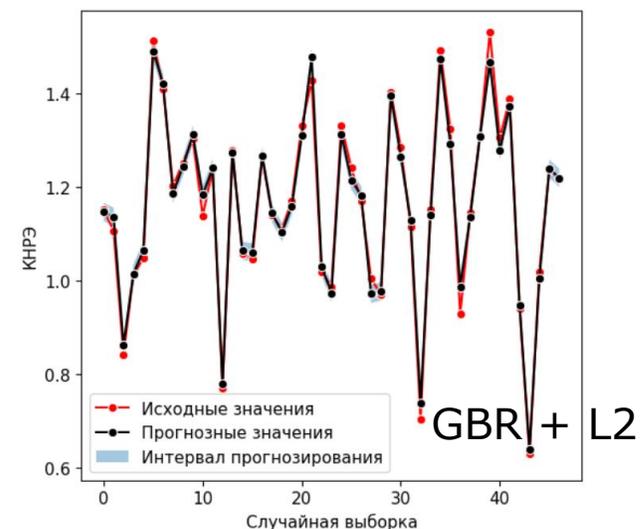
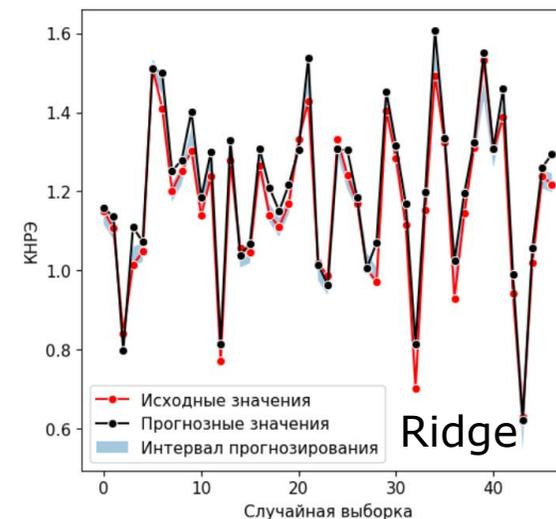
$$\hat{f}(x)^K = \hat{f}(x)^{K-1} + f_K(x)$$

L2 - регуляризация

$$\omega(f_k) = \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T Y_j^2$$

КНРЭ: $R^2=0,98$, при $CAO=0,014$ (снижение в 2,6 раз относительно Ridge-модели)

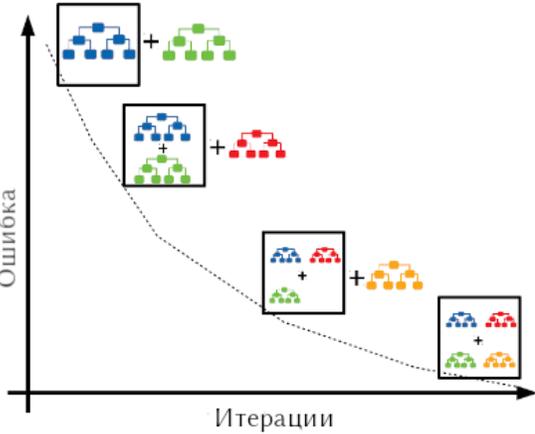
Запас реактивности: $R^2=0,97$, при $CAO=0,016$ (снижение в 1,5 раз относительно Ridge-модели)



ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ

Ансамблирование – комбинация «слабых» моделей

Градиентный бустинг на деревьях решений (GBR) – оптимизация потерь через градиентный спуск и последовательность DTR-моделей



$$\theta = \operatorname{argmin} \left[\sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{f}(x_i, \theta)) \right]$$

$$\hat{f}(x)^K = \sum_{k=1}^K f_k(x), \quad f_k \in \Omega,$$

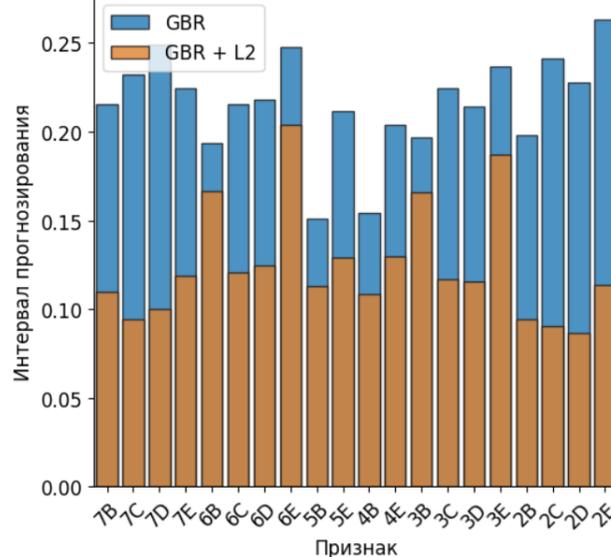
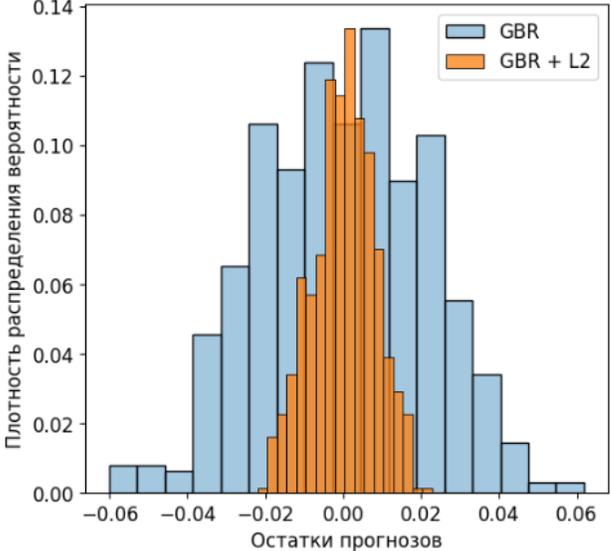
$$\hat{f}(x)^K = \hat{f}(x)^{K-1} + f_K(x)$$

L2 - регуляризация

$$\omega(f_k) = \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T Y_j^2$$

КНРЭ: $R^2=0,98$, при CAO=0,014 (снижение в 2,6 раз относительно Ridge-модели)

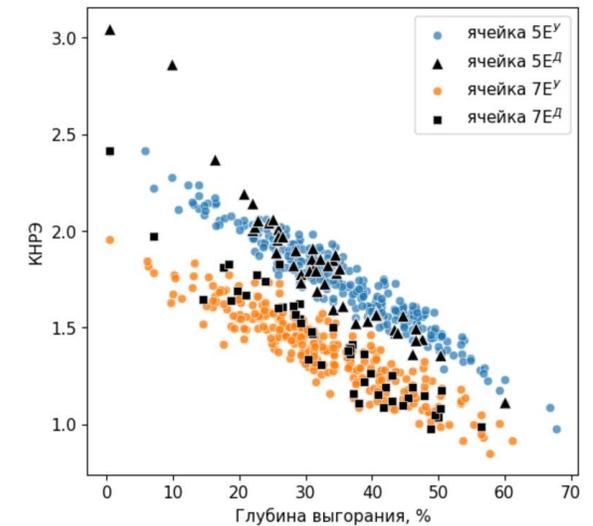
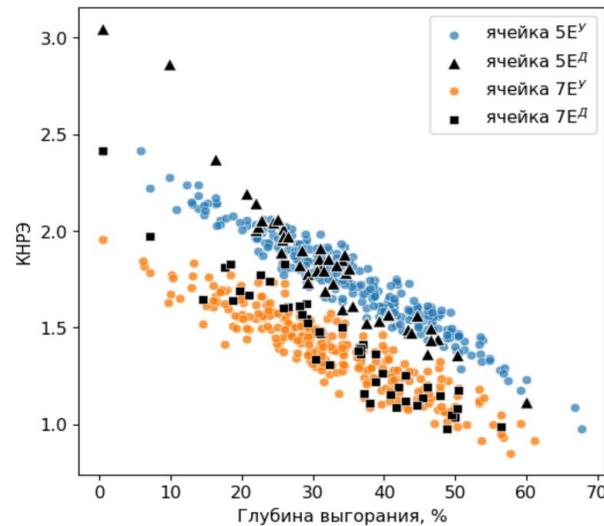
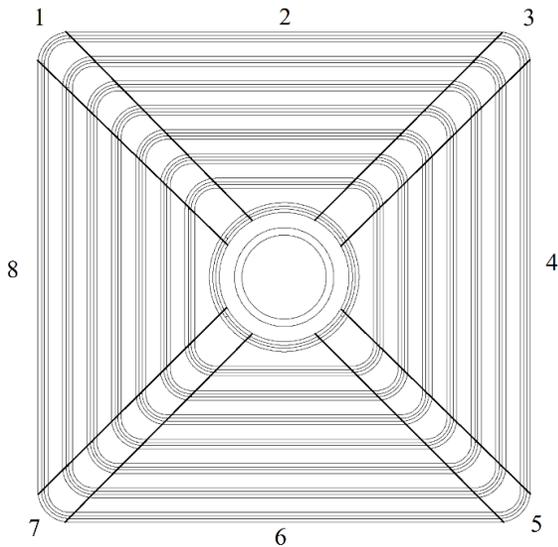
Запас реактивности: $R^2=0,97$, при CAO=0,016 (снижение в 1,5 раз относительно Ridge-модели)



ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ

Формирование исходных данных в детальной геометрии затруднительно
Увеличение параметров расчета Монте-Карло **в $\approx 100-150$ раз**

$$\frac{K_V^D}{K_V^Y} = \frac{K_h^D K_c^D K_{fe}^D K_{azi}^D}{K_h^Y K_c^Y} = K_{fe}^D K_{azi}^D$$

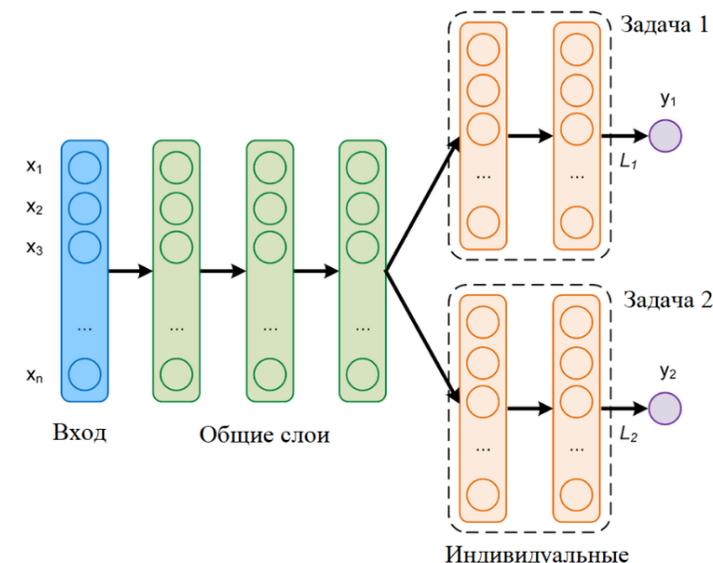


Закономерности в упрощенной геометрии для детальной
Нейросетевая архитектура

ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ

Многозадачное обучение (MTL):

- Наиболее энергонапряженный случай – КО1, КО2 = 30см
- Размер выборки для детальной геометрии ≈ 2 % от исходного массива (48 vs 2750 компоновок)
- Входные признаки от исходной и детальной моделей



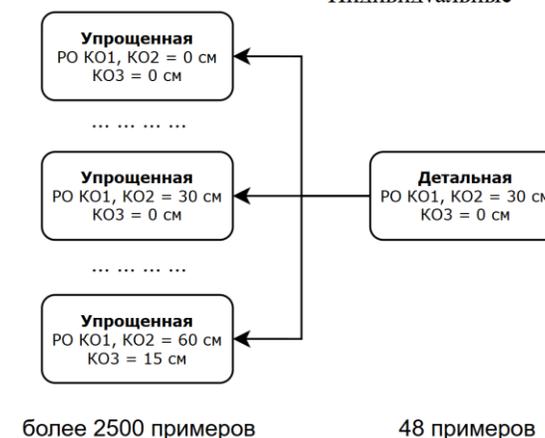
Взвешенная функция
MLP_MLT

$$\min_{\theta} L_{tot} = \min_{\theta} \sum_i^T \omega_i L_i(y, \hat{f}(x, \theta)),$$

ω		CAO по ячейкам		R ² по ячейкам	
У	Д	У	Д	У	Д
1,0*	0,0*	0,020*	-	0,97*	-
0,4	0,6	0,022	0,048	0,97	0,87
0,0**	1,0**	-	0,069**	-	0,72**

*обучение массивов только на данных упрощенной геометрии

**обучение массивов только на данных детальной геометрии

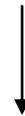


Установление закономерностей
в общих слоях ИНС

ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ

Взвешенная функция
MLP_MLT

$$\min_{\theta} L_{tot} = \min_{\theta} \sum_t \omega_t L_t(y, \hat{f}(x, \theta)),$$

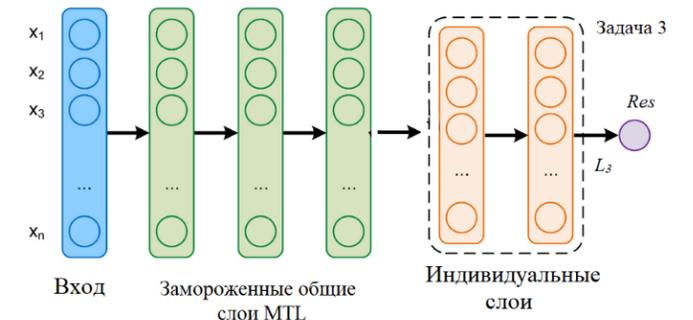
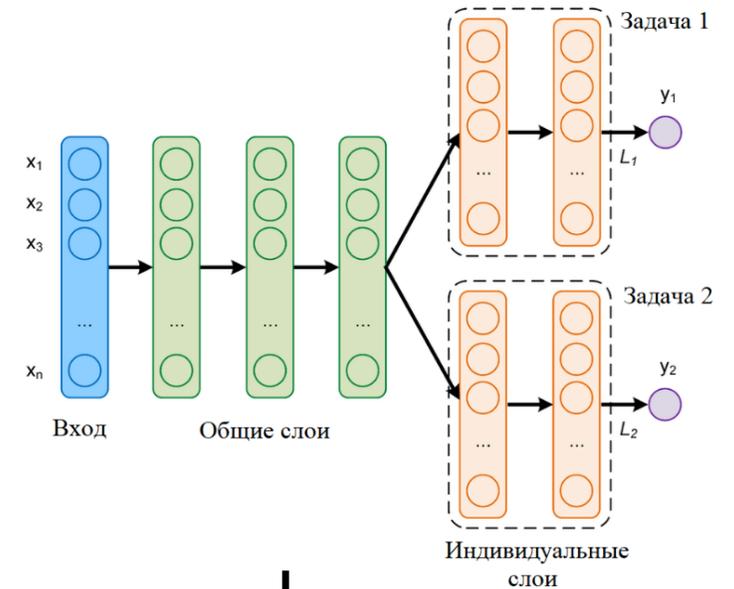


Взвешенная функция
MLP_MLT + обучения
на остатках (Resid)

$$\min_{\theta} \sum L(y^D - y^V, \hat{f}(x, \theta)^D - \hat{f}(x, \theta)^V),$$

$$\min_{\theta} \sum L(res, res),$$

$$\hat{f}(x, \theta)^D = res + \hat{f}(x, \theta)^V,$$



ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ

Взвешенная функция
MLP_MLT

$$\min_{\theta} L_{tot} = \min_{\theta} \sum_t \omega_t L_t(y, \hat{f}(x, \theta)),$$

$$R^2 \approx 0,87$$
$$CAO \approx 0,048$$

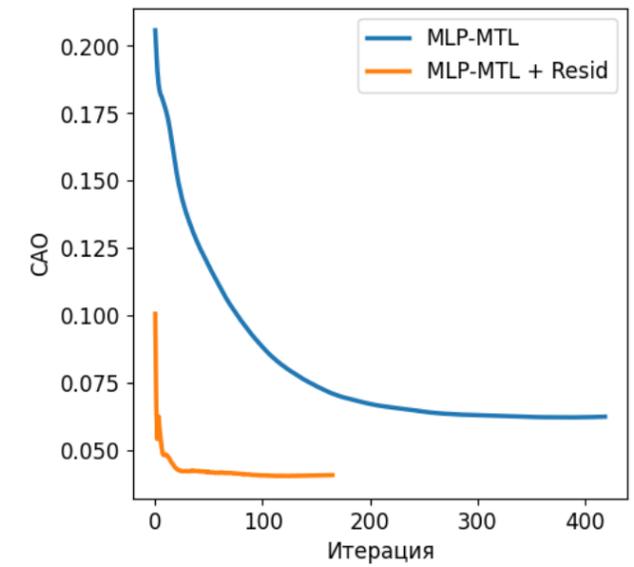
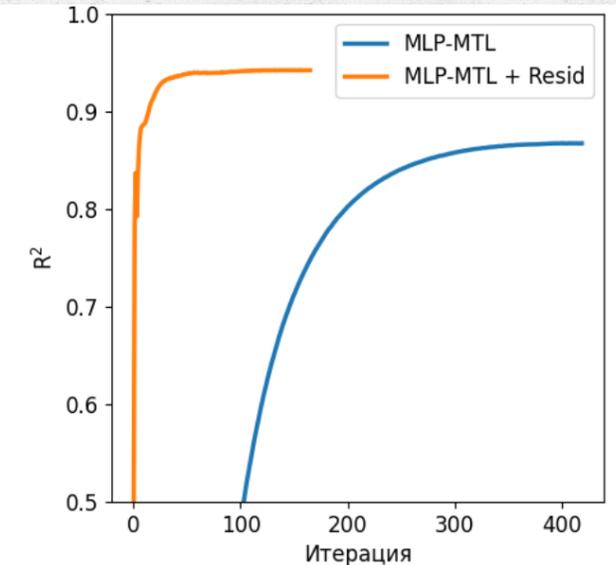
Взвешенная функция
MLP_MLT + обучения
на остатках (Resid)

$$\min_{\theta} \sum L(y^D - y^V, \hat{f}(x, \theta)^D - \hat{f}(x, \theta)^V),$$

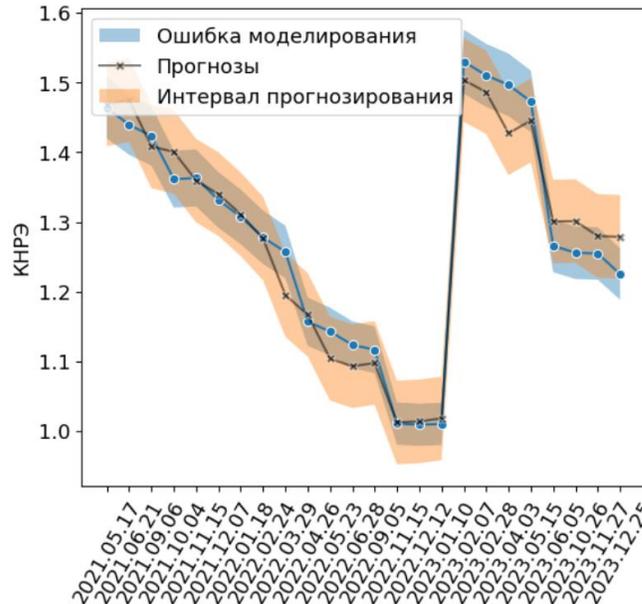
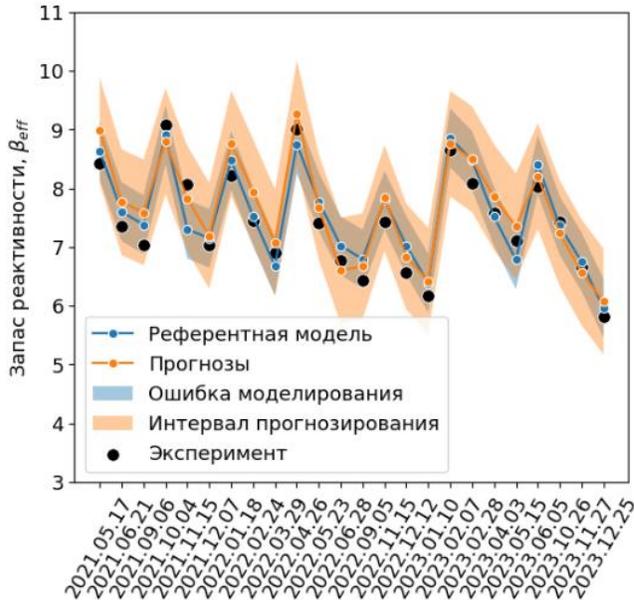
$$R^2 \approx 0,93$$
$$CAO \approx 0,037$$

$$\min_{\theta} \sum L(res, res),$$

$$\hat{f}(x, \theta)^D = res + \hat{f}(x, \theta)^V,$$



ПРОГНОЗНЫЕ МОДЕЛИ



Глубина выгорания, %

	B	C	D	E
7	25,09	50,73	28,39	49,53
6	20,06	21,97	40,89	20,21
5	48,86			25,88
4	25,13			56,50
3	10,96	44,85	46,86	14,59
2	25,25	41,98	46,89	44,10

РО КО1, КО2, КО3 = 0 см

РО КО1, КО2 = 60 см

Запас реактивности

$$\rho = 8,01 \beta_{эфф}$$

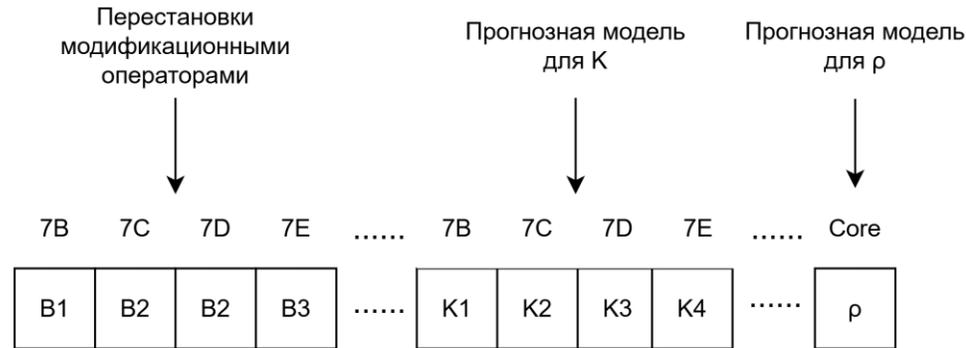
$$\rho = 0,27 \beta_{эфф}$$

кнрЭ

	B	C	D	E	B	C	D	E
7	0,99	1,17	1,27	1,21	0,99	1,24	1,35	1,21
6	0,88	1,15	1,07	1,62	0,71	1,19	1,10	1,29
5	0,98			1,24	1,00			1,25
4	1,24			1,85	1,25			1,86
3	1,31	1,17	1,01	1,46	1,08	1,21	1,06	1,15
2	1,16	1,26	1,04	0,83	1,16	1,34	1,09	0,82

- Согласованность с эталонными расчетами и экспериментальными данными
- Определение характеристик активной зоны для любой топливной компоновки

ФОРМИРОВАНИЕ ТОПЛИВНЫХ ЗАГРУЗОК

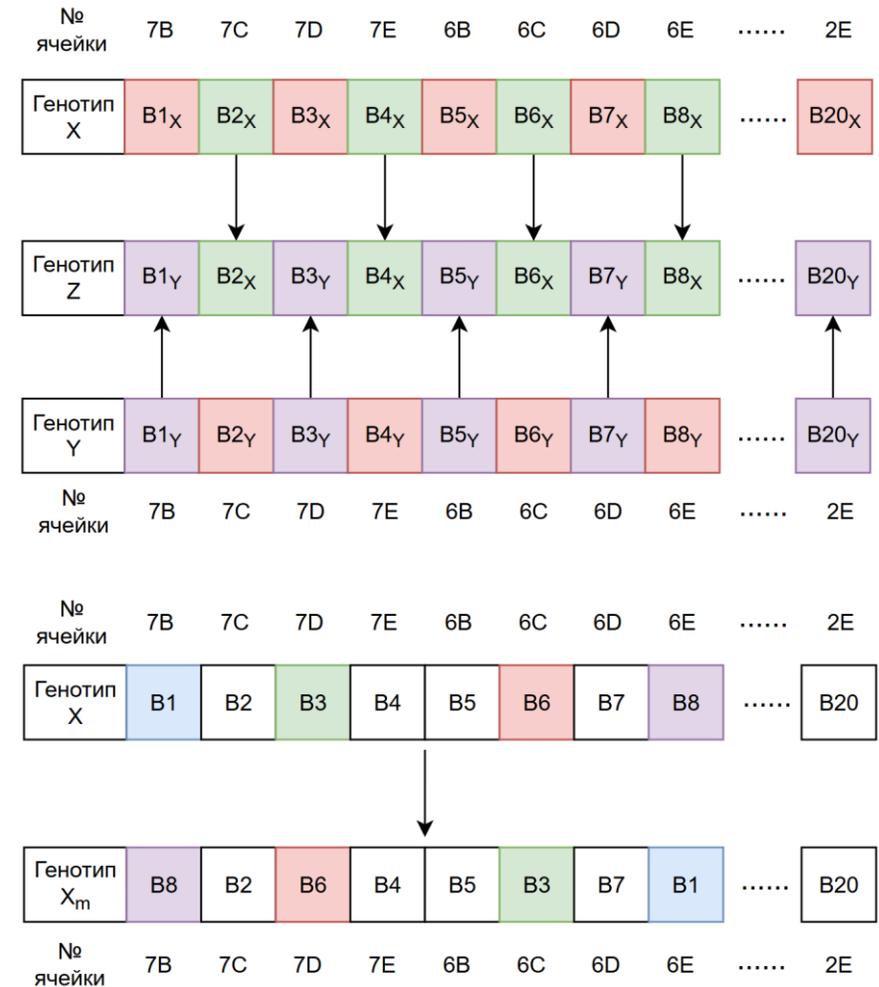


$$Ch^Z = (1 - \gamma) \cdot Ch^X + \gamma \cdot Ch^Y,$$

$$\gamma = 0.5, \frac{F(Ch^X) - F(Ch^Y)}{F(Ch^X)} \in [0.95; 1.05], \quad P_m^i = P_m^0 \cdot k^{-i},$$

$$\gamma = 0.2, \text{ otherwise}$$

Случайный направленный поиск за счет отбора
«**сильных**» решений



ФОРМИРОВАНИЕ ТОПЛИВНЫХ ЗАГРУЗОК

Количественная оценка – функция приспособленности и целевые функции

$$F(x)^{i,j} = (1 - \omega) \cdot k_{\rho}^{i,j} + \omega \cdot k_{K_V}^{i,j}$$

$$F(x)^{i,j} = (1 - \omega) \cdot \exp(-m_{\rho}(\rho^{\max} - \rho^{i,j})) + \omega \cdot \exp(-m_{K_V}(K_V^{\max} - K_V^{i,j}))$$

- Низкие значения $K_V = 1,62$ и небольшой $\rho = 5,21\beta_{эфф}$
- Большие значения $K_V = 2,17$ и наибольший $\rho = 6,85\beta_{эфф}$
- Баланс между $K_V = 1,70$ и $\rho = 5,98\beta_{эфф}$

Анализ 8000 – 12000 вариантов

Поиск решения за 60-90 секунд

Значение оптимальны, но загрузки **случайны**

Весовые коэффициенты: $\omega_{\rho} = 0,0, \omega_{K_V} = 1,0$

	Глубина выгорания, %				КНРЭ			
	В	С	Д	Е	В	С	Д	Е
7	46,12	33,98	20,91	37,51	1,03	1,33	1,60	1,40
6	48,92	47,28	34,38	52,48	0,98	1,27	1,62	1,15
5	53,69			47,59	1,10			1,56
4	52,52			53,75	1,14			1,40
3	32,55	26,24	29,90	36,89	1,26	1,58	1,59	1,41
2	45,69	23,35	48,84	38,74	1,08	1,49	1,16	1,33

$\rho = 5,21\beta_{эфф}$
 $K_V = 1,62$

Весовые коэффициенты: $\omega_{\rho} = 1,0, \omega_{K_V} = 0,0$

	Глубина выгорания, %				КНРЭ			
	В	С	Д	Е	В	С	Д	Е
7	47,59	48,84	38,74	33,98	0,93	1,04	1,30	1,48
6	48,92	47,28	34,38	52,48	0,91	1,23	1,62	1,17
5	53,69			23,35	1,06			2,15
4	37,51			20,91	1,33			2,17
3	32,55	26,24	29,90	36,89	1,19	1,57	1,62	1,47
2	53,75	52,52	46,12	45,69	0,91	1,03	1,22	1,27

$\rho = 6,85\beta_{эфф}$
 $K_V = 2,17$

Весовые коэффициенты: $\omega_{\rho} = 0,4, \omega_{K_V} = 0,6$

	Глубина выгорания, %				КНРЭ			
	В	С	Д	Е	В	С	Д	Е
7	37,51	48,84	33,98	23,35	1,15	1,12	1,42	1,65
6	48,92	47,28	34,38	52,48	0,99	1,29	1,65	1,15
5	53,69			45,69	1,12			1,64
4	20,91			38,74	1,64			1,70
3	32,55	26,24	29,90	36,89	1,22	1,56	1,56	1,39
2	53,75	46,12	47,59	52,52	0,94	1,12	1,15	1,08

$\rho = 5,98\beta_{эфф}$
 $K_V = 1,70$

ФОРМИРОВАНИЕ ТОПЛИВНЫХ ЗАГРУЗОК

$$F(x)^{i,j} = (1 - a) \cdot \left[(1 - \omega) \cdot k_{\rho}^{i,j} + \omega \cdot k_{K_V}^{i,j} \right] + a \cdot (k_c^{i,j} + k_q^{i,j} + k_s^{i,j})$$

Весовые коэффициенты: $\omega_{\rho} = 0,4$, $\omega_{K_V} = 0,6$

	Глубина выгорания, %				КНРЭ			
	В	С	Д	Е	В	С	Д	Е
7	37,51	48,84	33,98	23,35	1,15	1,12	1,42	1,65
6	48,92	47,28	34,38	52,48	0,99	1,29	1,65	1,15
5	53,69			45,69	1,12			1,64
4	20,91			38,74	1,64			1,70
3	32,55	26,24	29,90	36,89	1,22	1,56	1,56	1,39
2	53,75	46,12	47,59	52,52	0,94	1,12	1,15	1,08

$$\rho = 5,98\beta_{эфф}$$

$$K_V = 1,70$$

Регуляризация симметрией

	Глубина выгорания, %				КНРЭ			
	В	С	Д	Е	В	С	Д	Е
7	48,84	33,98	37,51	23,35	1,03	1,62	1,36	1,52
6	48,92	47,28	34,38	52,48	0,84	1,12	1,44	1,04
5	53,69			46,12	0,95			1,62
4	53,75			45,69	1,06			1,64
3	32,55	26,24	29,90	36,89	1,15	1,53	1,53	1,37
2	52,52	38,74	47,59	20,91	1,34	1,41	1,80	1,47

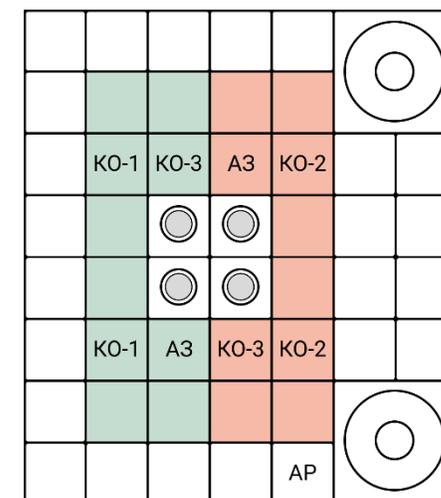
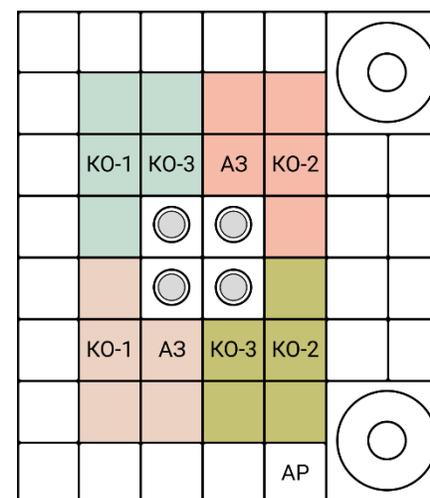
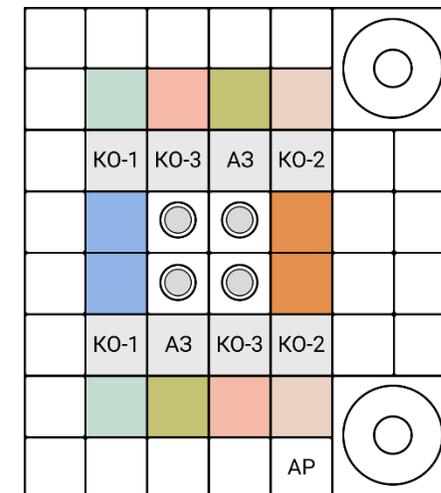
$$\rho = 5,66\beta_{эфф}$$

$$K_V = 1,80$$

Регуляризация решений относительно **парных ТВС**

$$k_{q,s} = \frac{\sum_p \sum_i^m K^i}{p}$$

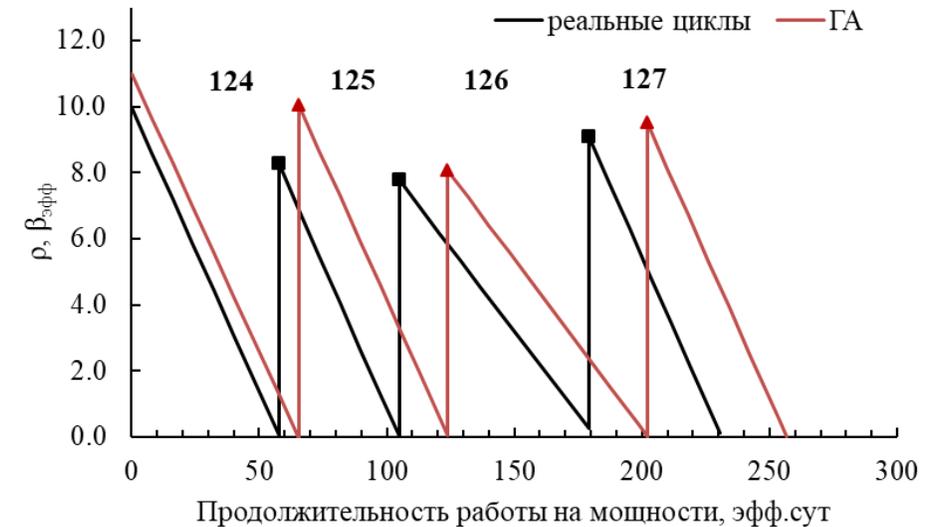
$$k_{q,s} = \frac{\sum_p \sum_i^m K^i}{p}$$



ФОРМИРОВАНИЕ ТОПЛИВНЫХ ЗАГРУЗОК

Тестирование:

- Проверка метода на реальных кампаниях 2021-2023г
- Суммарный прирост продолжительности работы на мощности более 540 эффективных часов, что составляет $\approx 12\%$ (экономия ≈ 1 ТВС)

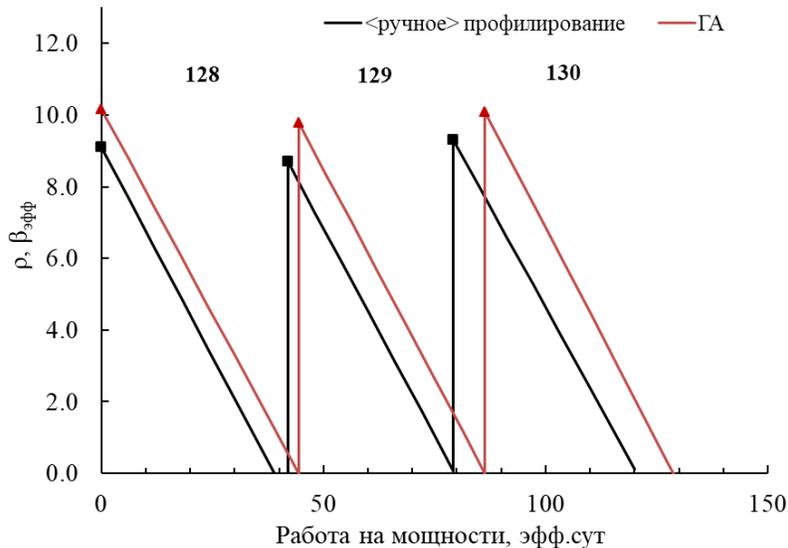


№ кампании реактора	Эксплуатационные данные		ГА		Увеличение длительности кампании	
	$\rho, \beta_{эфф}$	K_V	$\rho, \beta_{эфф}$	K_V	эфф. час	%
124	11,57	2,00	12,62	1,97	240,1	13,9
125	9,86	1,83	11,67	1,90	336,3	23,7
126	11,58	1,73	12,06	1,75	110,4	5,8
127	9,12	1,90	9,49	1,87	98,4	7,5

ФОРМИРОВАНИЕ ТОПЛИВНЫХ ЗАГРУЗОК

Опытная эксплуатация:

- Топливные кампании за 2024г
- На базе аттестованной модели MCU-PTR
- Суммарный прирост продолжительности работы на мощности более 535 эффективных часов, что составляет $\approx 11\%$



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Для активной зоны исследовательского реактора ИРТ-Т характерны эффекты локального роста и перераспределения энерговыделения в топливных ячейках, что оказывает влияние на характеристики нейтронного излучения в экспериментальных устройствах, тепловые режимы работы энергонапряженных твэлов и продолжительность топливной кампании. Для оптимизации текущего процесса РСЭ и эксплуатационных характеристик реактора ИРТ-Т предложена интеграция ПС MCU-PTR (метода Монте-Карло) и машинного обучения для создания суррогатных (прогнозных) моделей и метод формирования оптимальных топливных загрузок.
2. Суррогатные модели на основе градиентного бустинга и многозадачной нейронной сети позволяют прогнозировать запас реактивности реактора, распределение энерговыделение по ячейкам и наиболее энергонапряженные топливные элементы с общей точностью $R^2 = 0,97$; $R^2=0,98$ и $R^2=0,93$, соответственно.
3. Метод формирования топливных загрузок активной зоны реактора ИРТ-Т на основе метаэвристического генетического алгоритма и прогнозных моделей способен находить оптимальное решение за 60–90 секунд, применим к реальным топливным конфигурациям и позволяет повысить эффективность использования топлива более чем на 11 %.

Спасибо за внимание!

Н.В.Смольников
nvs38@tpu.ru
г.Томск