

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«САМАРСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ИМЕНИ АКАДЕМИКА С.П. КОРОЛЕВА»  
(САМАРСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)

На правах рукописи

ЛЮ ЦЗЮНЫЦЗЕ

МЕТОД ПРОЕКТИРОВАНИЯ СПИРАЛЬНЫХ ПЛАСТИНЧАТО-  
РЕБРИСТЫХ ТЕПЛООБМЕННИКОВ-РЕГЕНЕРАТОРОВ  
АВИАЦИОННОГО ГТД

2.5.15. Тепловые, электроракетные двигатели и энергетические установки  
летательных аппаратов

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель:  
Угланов Дмитрий Александрович,  
доктор технических наук, доцент

Самара – 2026

## ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
1 Постановка задачи.....	14
1.1 Состояние и перспективы развития авиационных ГТД с регенерацией теплоты выхлопных газов .....	14
1.2 Применение суррогатных моделей и методов машинного обучения для прогнозирования теплогидравлических характеристик.....	22
1.3 Многокритериальная оптимизация теплообменных аппаратов.....	25
1.4 Выводы по главе 1.....	32
2 Численное моделирование и экспериментальная верификация спиральных пластинчато-ребристых теплообменников .....	34
2.1 Физические модели.....	34
2.2 Разработка экспериментального стенда и методика измерений .....	40
2.2.1 Концепция проектирования экспериментального стенда.....	40
2.2.2 Разработка экспериментального сегмента теплообменника- регенератора .....	49
2.2.3 Разработка фланцев с направляющими каналами для подключения экспериментального образца .....	52
2.2.4 Методика проведения испытаний, подготовка и обработка данных 53	
2.3 Основные уравнения и модель турбулентности .....	55
2.4 Граничные условия и проверка сеточной независимости .....	57
2.5 Обработка данных.....	59
2.6 Тест на независимость сетки.....	61
2.7 Верификация модели турбулентности.....	62

2.8	Результаты и их обсуждение.....	64
2.8.1	Сравнение базового спирального ребра с волнообразным ребром 64	
2.8.2	Сравнение двух методов формообразования СПРТ.....	65
2.8.3	Влияние различного шага ребер на характеристики СПРТ и ДСПРТ.....	67
2.8.4	Сравнение характеристик ДСПРТ и СПРТ .....	71
2.9	Обсуждение результатов.....	73
2.9.1	Компактность и теплопередача .....	73
2.9.2	Анализ поля течения.....	74
2.10	Выводы по главе 2.....	81
3	Разработка методики определения теплогидравлических характеристик теплообменного аппарата для авиационного ГТД с использованием физико- ориентированных нейросетевых моделей .....	85
3.1	Физическая модель, геометрические конфигурации и параметрическое пространство.....	85
3.2	Методология исследования и построения расчётных моделей .....	91
3.2.1	Сбор и предварительная обработка полученных расчетных данных .....	91
3.2.2	Архитектура моделей машинного обучения и параметры оценки 96	
3.2.3	Методика суррогатного моделирования и структура вычислительного комплекса .....	102
3.2.4	Определение целевых функций и метод объяснимого ИИ .....	107
3.3	Настройка гиперпараметров и процесс обучения моделей .....	110
3.3.1	Настройка гиперпараметров .....	110

3.3.2	Процесс построения архитектуры моделей.....	114
3.4	Сравнительный анализ производительности различных моделей	117
3.4.1	Верификация надежности моделей.....	117
3.4.2	Анализ производительности различных моделей .....	122
3.5	Сравнение ИНС и XGBoost с традиционными эмпирическими корреляциями.....	127
3.6	Многокритериальная оптимизация спирального оребрения и анализ механизмов.....	138
3.6.1	Верификация суррогатной модели.....	138
3.6.2	Результаты многокритериальной оптимизации.....	141
3.6.3	Анализ объяснимого искусственного интеллекта (SHAP) .....	149
3.6.4	Визуализация полей и анализ синергии .....	152
3.7	Выводы по главе 3.....	157
4	Комплексная методика оценки эффективности авиационного МГТД с теплообменником-регенератором .....	162
4.1	Введение и постановка задачи оценки эффективности авиационного МГТД с теплообменником-регенератором.....	162
4.2	Критерии проектирования и математическая модель полномасштабного рекуператора .....	163
4.3	Расчет снижения массы и габаритов (направление - А обеспечение минимальных массогабаритных характеристик).....	169
4.4	Расчет повышения тепловой эффективности (направление Б) .....	170
	174	
4.5	Выводы по главе 4.....	176
	ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	178
	СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	181

## ВВЕДЕНИЕ

### **Актуальность темы исследования.**

Широкое применение микрогазотурбинных двигателей (МГТД) в современной аэрокосмической отрасли, в частности, в составе силовых установок беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) большой продолжительности полёта, вспомогательных силовых установок (ВСУ) и перспективных гибридно-электрических двигательных систем, обусловлено их высокой удельной мощностью и надёжностью. Развитие передовой авиационной техники требует радикального решения проблем энергосбережения и повышения теплового КПД двигателей при строгом соблюдении жёстких массогабаритных ограничений. В цикле работы авиационного газотурбинного двигателя (ГТД) теплообменник-регенератор может быть использован для утилизации теплоты выхлопных газов для подогрева сжатого воздуха перед камерой сгорания. Эффективная регенерация тепла позволяет радикально снизить удельный расход топлива и повысить эффективный КПД установки с 15 – 20 % до 30 – 35 % при сохранении той же степени повышения давления. Однако внедрение теплообменников-регенераторов сопряжено с существенной проблемой — в традиционном исполнении теплообменный аппарат может достигать 30 – 40 % от общей массы и габаритов ГТД, что существенно ограничивает его применение в авиационных системах и комплексах. Среди типов регенераторов для газотурбинных двигателей пластинчато-ребристые теплообменники (ПРТ) являются наиболее предпочтительными благодаря компактности, термомеханической стойкости и конструктивной гибкости. Однако традиционные конфигурации рёбер (гладкие, прерывистые, волнистые) исчерпали возможности повышения эффективности: дальнейшая интенсификация теплоотдачи в классических ПРТ сопровождается недопустимым ростом гидравлического сопротивления, что снижает

энергетический эффект регенераций из-за увеличения затрат мощности на привод компрессора. Преодоление указанной проблемы требует разработки новых геометрических структур матриц ПРТ, способных обеспечить качественно иной уровень теплогидравлических характеристик, а также методики проектирования сверхкомпактных пластинчато-ребристых теплообменников-регенераторов для МГТД.

### **Степень разработанности темы исследования**

Исследованию проблем проектирования, расчёта, изготовления теплообменных аппаратов и методов интенсификации теплообмена посвящён обширный комплекс работ, выполненных как отечественными, так и зарубежными учёными с применением современных численных методов.

Значительный вклад в изучение интенсификации теплообмена в трубчатых аппаратах, процессов теплопроводности при наличии внутренних источников тепла, а также вопросов конвективного теплообмена и гидрогазодинамики течений в трубах внесли Э.К. Калинин, Г.А. Дрейцер, И.З. Конц, Б.С. Петухов, Л.Г. Генин, С.А. Ковалёв, С.А. Ярхо, Г.П. Нагота, Ю.А. Кузма-Кичта, К.С. Егоров, В.Я. Модорский и другие. В указанных трудах представлен анализ экспериментальных данных и сформулированы практические рекомендации. Наряду с работами отечественных (российских) ученых, фундаментальное значение для мировой науки имеют исследования китайских специалистов. В частности, большой вклад в развитие теории интенсификации теплообмена (например, в создание теории объединённого воздействия полей) и численное моделирование процессов теплопереноса внесли Го Цзэньюань, Тао Вэньцюань и Хэ Ялин. Проблематика создания высокоэффективных пластинчатых теплообменных аппаратов отражена в работах Л.М. Коваленко, А.Р. Ястребенецкого, Н.В. Барановского, А.Ф. Савостина, А.М. Тихонова, В.М. Кэйса, А.Л. Лондона, А.А. Жукаускаса, О.В. Жаднова, Г.А. Евсеева, А.Л. Емельянова, Е.В. Кожевникова, М.В. Силуяновой, Т.В. Поповой и др. Эти исследования охватывают вопросы

гидродинамики и конвективного теплообмена в потоках газов и жидкостей, содержат результаты теоретических и экспериментальных исследований конвективного теплопереноса. В области разработки, оптимизации и применения компактных и высокоэффективных теплообменных аппаратов нового поколения (включая пластинчатые и микроканальные) также стоит отметить значимые результаты, полученные научными школами под руководством Ван Цювана и других современных исследователей. Данные работы предлагают расширенные практические рекомендации по выполнению тепловых и гидродинамических расчётов передовой теплообменной аппаратуры. В настоящее время исследования теплообменников-регенераторов авиационных ГТД в основном развиваются в области интенсификации теплообмена и снижения гидравлических потерь существующих аппаратов, тогда как внедрение инновационных технологических решений и интеллектуальных методов проектирования не находит массового применения. Традиционные ПРТ сохраняют ряд ограничений: сложная геометрия увеличивает время разработки конструкции, а достижение баланса между высокой интенсивностью теплообмена и допустимыми потерями давления остаётся трудноразрешимой задачей.

Перспективные геометрические конфигурации ПРТ, такие как спиральные и двуспиральные структуры, остаются недостаточно изученными - в этой области отсутствуют систематические теоретические и экспериментальные данные. Внедрение методов искусственного интеллекта в процессе проектирования теплообменных аппаратов пока ограничено простой аппроксимацией эмпирических зависимостей либо одноцелевой оптимизацией. При этом не созданы высокоточные базы данных и модели прогнозирования характеристик ПРТ, обладающие достаточной обобщающей способностью для различных схем и конфигураций создаваемых теплообменников-регенераторов. Таким образом, актуальной научной задачей является исследование характеристик новых спиральных ПРТ и

двухспиральных пластинчато-ребристых теплообменников (ДСПРТ) для авиационных ГТД, а также разработка комплексных методов их проектирования и оптимизации на базе технологий искусственного интеллекта.

**Цель работы:** Повышение эффективности авиационных ГТД с регенерацией теплоты за счёт применения спиральных пластинчато-ребристых теплообменников-регенераторов, разработанных и созданных методом проектирования на основе численного моделирования их рабочего процесса.

**Для достижения поставленной цели были поставлены и решены следующие задачи:**

1. Разработать комплексный метод проектирования сверхкомпактных теплообменников-регенераторов для авиационных МГТД, основанный на сквозной интеграции численного моделирования, экспериментальных данных, алгоритмов машинного обучения и многокритериальной оптимизации, обеспечивающий существенное (на 2–3 порядка) сокращение временных и вычислительных затрат.

2. Установить закономерности интенсификации теплообмена в каналах со спиральным и двухспиральным оребрением, разработать методику их трёхмерного численного моделирования и определить влияние вторичных течений на тепловой пограничный слой с использованием экспериментальных данных.

3. Разработать методику определения теплогидравлических характеристик теплообменного аппарата (факторов Колберна  $j$  и Фаннинга  $f$ ) для авиационного ГТД с применением физико-ориентированного обучения нейронных сетей, отличающихся от традиционных эмпирических подходов тем, что фундаментальные уравнения теплообмена и гидродинамики непосредственно учитываются при обучении модели, что обеспечивает высокую точность прогнозирования параметров.

4. Разработать методику комплексной оценки эффективности авиационного МГТД, устанавливающую строгую взаимосвязь между геометрическими параметрами оребренной поверхности теплообменного аппарата и интегральными термодинамическими показателями рабочего цикла двигателя на основе математической модели макроскопического масштабирования характеристик регенератора методом числа единиц переноса теплоты (NTU).

**Объект исследований:** Спиральные и двуспиральные теплообменники-регенераторы для регенерации теплоты выхлопных газов газотурбинных двигателей.

**Предмет исследования:**

Тепловые и газодинамические процессы в спиральных и двуспиральных теплообменниках-регенераторах, модели прогнозирования их теплогидравлических характеристик, методики расчета и определения наиболее эффективных конструкций ПРТ для повышения КПД ГТД.

**Научная новизна работы.**

1. Разработан метод проектирования сверхкомпактных теплообменников-регенераторов для авиационных МГТД. Метод отличается интеграцией экспериментальных зависимостей, трехмерного CFD-моделирования, алгоритмов машинного обучения и многокритериальной оптимизации, что позволяет существенно снизить затраты времени и вычислительных ресурсов для разработки новых теплообменных аппаратов.

2. Впервые установлены гидродинамические и тепловые закономерности течения и интенсификации теплообмена в каналах со спиральным и двуспиральным оребрением. Выявлены механизмы формирования сложных пространственных вторичных вихрей и отрыва пограничного слоя, определяющие локальную интенсивность теплопереноса и динамику роста аэродинамического сопротивления в исследуемом диапазоне режимов течения.

3. Разработана методика определения теплогидравлических характеристик теплообменного аппарата для авиационного ГТД с применением физико-ориентированного обучения нейронных сетей, отличающаяся от традиционных эмпирических подходов тем, что фундаментальные уравнения теплообмена и гидродинамики непосредственно учитываются при обучении модели, что обеспечивает высокую точность прогнозирования параметров.

4. Разработана методика оценки эффективности МГТД с учётом параметров и характеристик теплообменного аппарата (ТА), устанавливающая взаимосвязь между геометрическими параметрами оребренной поверхности теплообменного аппарата и интегральными термодинамическими показателями рабочего цикла двигателя, отличающаяся применением математической модели макроскопического масштабирования характеристик регенератора методом NTU относительно исходной базовой конфигурации регенератора.

**Методы исследования.** В работе применена комплексная методология, включающая методы вычислительной гидрогазодинамики, интеллектуальные алгоритмы машинного обучения искусственные нейронные сети (ИНС), генетический алгоритм многокритериальной оптимизации (NSGA-II) и физическую экспериментальную верификацию.

#### **Теоретическая и практическая значимость работы**

Теоретическая значимость работы заключается в раскрытии механизмов интенсификации теплообмена в спиральных каналах сложной формы. Научно обоснован и качественным образом описан эффект возникновения трехмерных вихревых структур, определены условия его появления в зависимости от пространственной геометрии и шага спирального оребрения теплообменного аппарата при турбулентном режиме течения. Кроме того, теоретическую ценность представляет разработанная методика определения теплогидравлических характеристик теплообменного аппарата для

авиационного ГТД с применением физико-ориентированного обучения нейронных сетей.

Практическая значимость работы заключается в том, что разработанный интеллектуальный комплекс прогнозирования параметров ПРТ авиационных ГТД позволяет инженерам ускорить процесс расчета (уменьшить время расчёта на 2-3 порядка) и многокритериальной оптимизации теплообменных аппаратов.

### **Основные положения, выносимые на защиту:**

На защиту выносятся следующие основные результаты исследования:

1. Метод проектирования сверхкомпактных теплообменников-регенераторов для авиационных МГТД, основанный на интеграции экспериментальных данных, численного моделирования и алгоритмов машинного обучения, и отличающийся от традиционных методов последовательного численного перебора вариантов геометрии сокращением времени расчёта на 2–3 порядка.

2. Закономерности коэффициента теплоотдачи в каналах со спиральным и двуспиральным оребрением, устанавливающие влияние интенсивных вторичных течений на разрушение теплового пограничного слоя.

3. Методика определения теплогидравлических характеристик теплообменного аппарата для авиационного ГТД с применением физико-ориентированного обучения нейронных сетей.

4. Методика комплексной оценки эффективности МГТД, базирующаяся на учёте характеристик теплообменного аппарата. Отличительной особенностью является установление взаимосвязи геометрии ребер на микроуровне с интегральными термодинамическими показателями рабочего цикла двигателя.

### **Достоверность полученных результатов**

Результаты исследования верифицированы по экспериментальным данным и зависимостям, полученным на разработанном и созданном экспериментальном стенде. Данные результаты хорошо согласуются с результатами других авторов. Достоверность результатов обеспечивается:

1. Применением стандартов численного моделирования: все расчёты выполнены с использованием верифицированных моделей турбулентности и прошли тщательную проверку на сеточную независимость; полученные результаты согласуются с опубликованными эталонными экспериментальными данными.

2. Разработкой системы экспериментальной валидации: создана экспериментальная установка с проведением калибровки измерительных приборов и проведением систематического анализа неопределенностей; экспериментальные данные подтверждают достоверность результатов численного моделирования.

3. Использованием надёжных алгоритмов машинного обучения: прогностические модели построены с применением методов оптимизации параметров (включая байесовскую оптимизацию), что обеспечивает предотвращение переобучения; точность и обобщающая способность моделей подтверждены на репрезентативной выборке экспериментальных данных.

4. Реализацией многомерного метода перекрестной проверки: применен комплексный подход, объединяющий численное моделирование, прогнозирование на основе ИИ и экспериментальную проверку; результаты, полученные различными методами, взаимно согласуются, что гарантирует надёжность теоретических выводов и их применимость в инженерной практике.

**Соответствие паспорту специальности.** Область исследования по содержанию, объекту и предмету соответствуют п. 1 в части «Теория и рабочий процесс тепловых и электроракетных двигателей летательных аппаратов, а также силовых и энергетических установок, их узлов и систем...»; п. 2 в части «Характеристики тепловых, электроракетных двигателей

летательных аппаратов и их энергетических установок, отдельных узлов и систем»; п. 6 в части «Методы конструирования тепловых и электроракетных двигателей летательных аппаратов, их узлов и систем...» направлений исследований паспорта научной специальности 2.5.15. Тепловые, электроракетные двигатели и энергоустановки летательных аппаратов (технические науки).

**Апробация результатов исследований.** Основные результаты работы докладывались на следующих конференциях: Международная научно-техническая конференция «Проблемы и перспективы развития двигателестроения» (Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва, г. Самара, 2021, 2023, 2025 гг.); 9-я Международная конференция по машиностроению и науке об автоматизации (ICMEAS 2023), г. Сиань, Китай, 2023 г.; 9-я Азиатская конференция по энергетике и электротехнике (АСРЕЕ 2024), г. Шанхай, Китай, 2024 г.; 2-я Азиатская конференция по аэрокосмической технике и астронавтике (АААС 2024), г. Нанкин, Китай, 2024 г.

**Внедрение результатов работы.** Результаты диссертационной работы использованы при выполнении государственного задания по проекту №FSSS-2024-0017, внедрены в учебный процесс Самарского университета, а также внедрены в производственный процесс на предприятии АО «Металлист-Самара», что подтверждено соответствующим актом внедрения (29.05.2026 г.).

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 16 научных работ, в том числе 4 статьи в рецензируемом научном издании, рекомендованном ВАК при Минобрнауки России, 9 статей в изданиях, индексируемых в международных базах данных Web of Science и Scopus, 2 работы опубликованы в прочих изданиях.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, списка литературы, включающего в себя 110 источников. Работа содержит 190 страниц машинописного текста, 61 рисунков, 18 таблиц.

# 1 Постановка задачи

## 1.1 Состояние и перспективы развития авиационных ГТД с регенерацией теплоты выхлопных газов

Современные тренды развития авиации и космонавтики диктуют переход к концепциям «более электрического самолета» и распределенных силовых установок. В этом контексте микрогазотурбинные двигатели (МГТД) рассматриваются как ключевые решения для систем электроснабжения перспективных БПЛА большой продолжительности полета, вспомогательных силовых установок (ВСУ) и гибридных двигательных систем. Однако переход к малым масштабам ГТД сопровождается серьезными термодинамическими проблемами: ростом относительных тепловых потерь через стенки и увеличением зазоров, что ограничивает достижимую степень повышения давления  $\pi_c$ . Для МГТД характерны низкие значения  $\pi_c$  (обычно 3–6), при которых рекуперация тепла становится критической необходимостью. Принцип работы рекуператора основан на использовании теплоты выхлопных газов для подогрева сжатого воздуха перед его подачей в камеру сгорания.

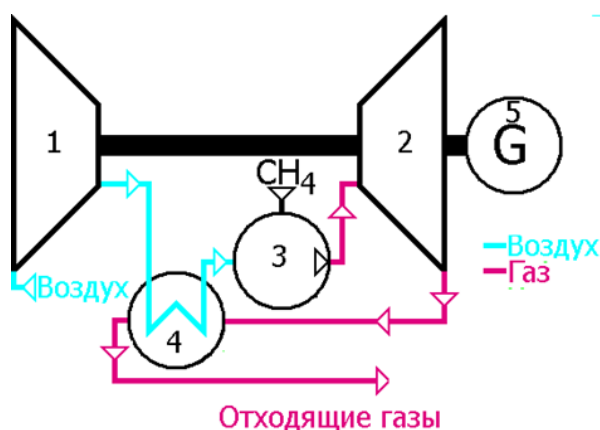


Рисунок 1 - Схема ГТД с регенерацией тепла

Как показано на Рисунке 1, благодаря предварительному подогреву воздуха в теплообменнике (4) за счет тепла газов за турбиной (2), для достижения заданной температуры в камере сгорания (3) требуется значительно меньший подвод теплоты, что напрямую повышает тепловой КПД цикла с типичных для МГТД 15–20% до 30–35%. Интерес к данной

технологии в авиации возник еще в 1960-х годах[17]. Знаковым этапом стали исследования К. Макдональда и летные испытания вертолетов с модифицированными двигателями, такими как Lycoming T53 (рисунок 2).

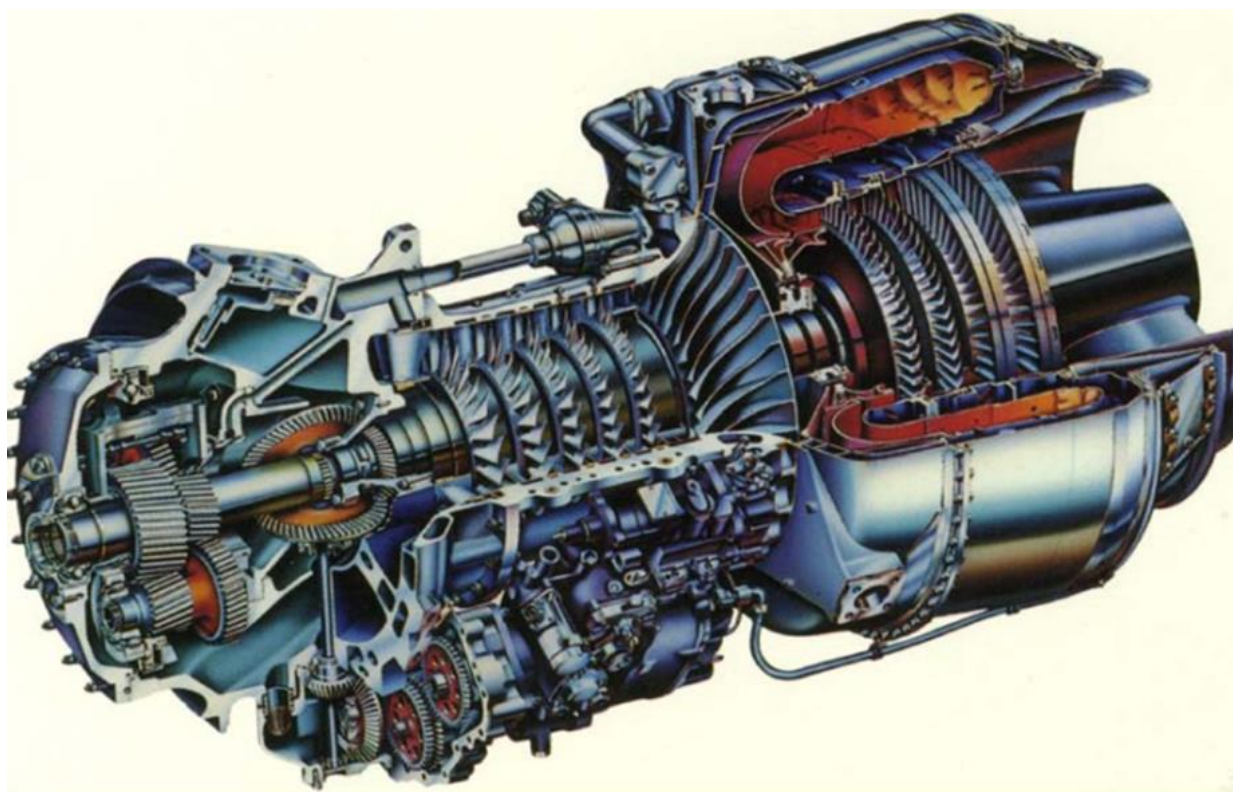


Рисунок 2 - Компоновка турбовального ГТД Т53 простого цикла [18,19]

Было продемонстрировано, что внедрение рекуперации позволяет снизить удельный расход топлива (SFC) более чем на 25% по сравнению с простым циклом. Аналогичные работы велись для двигателей серии Allison 250 (Т63), на которые устанавливались спаренные трубчатые рекуператорные модули (рисунок 3).

Детальный анализ регенеративных моделей, таких как Allison 250-C20B, подтверждает, что использование теплообменника с эффективностью 40–80% обеспечивает линейное снижение SFC.

Однако, как видно из рисунка 4, рост температуры воздуха на входе в камеру сгорания неизбежно повышает равновесную температуру фронта пламени, что ведет к росту эмиссии оксидов азота ( $\text{NO}_x$ ), создавая сложный

технический компромисс между экономичностью и экологичностью. Эти вызовы решаются в рамках современных программ, таких как европейская инициатива CLEAN, руководимая компанией SNECMA при участии MTU Aero Engines и других партнеров.



Рисунок 3 - Двигатель Т63 с модулями трубчатого рекуператора [18,19]

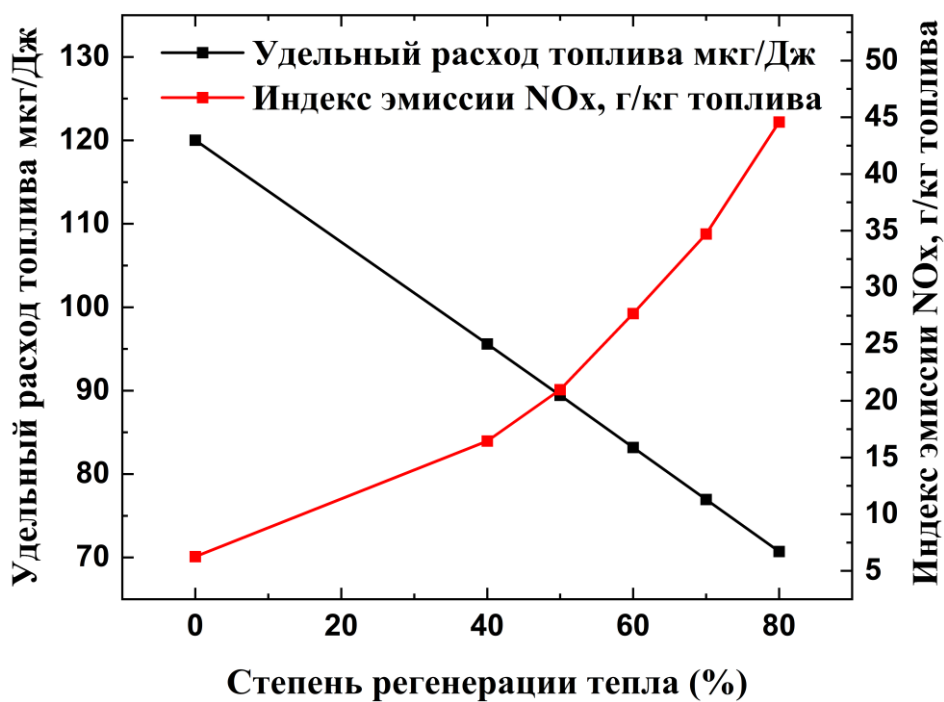


Рисунок 4 - Влияние рекуперации на температуру перед камерой сгорания и удельный расход топлива [20]

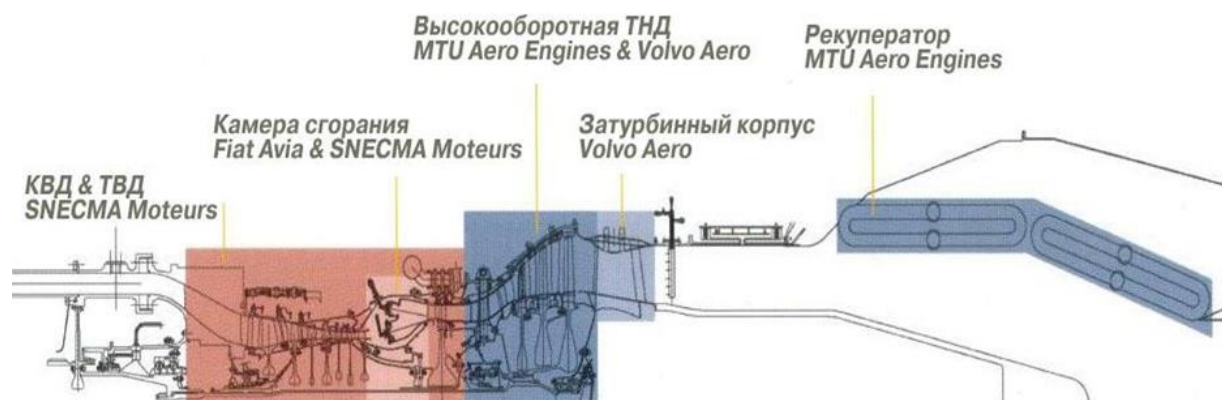


Рисунок 5 – Схема двигателя-демонстратора и распределение работ по программе CLEAN[21]

Целью проекта (рисунок 5) является снижение расхода топлива и выбросов  $\text{CO}_2$  на 20%, а  $\text{NO}_x$  – на 80%. В рамках программы был разработан авиационный рекуператор конструкции MTU.

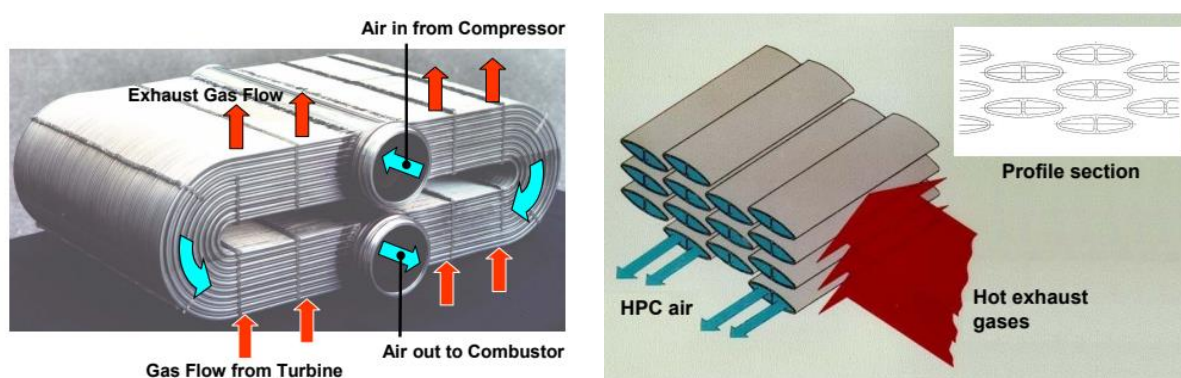


Рисунок 6 – Конструкция авиационного рекуператора фирмы MTU [22]

Несмотря на достигнутые показатели эффективности, основной проблемой рекуператора MTU (рисунок 6) стал его большой вес — около 1000 кг, что существенно нивелирует выигрыш от использования регенерации тепла. Современный этап развития (исследования Университета Крэнфилда) подтверждает, что рекуперация тепла наиболее эффективна для летательных аппаратов, проводящих большую часть времени на режимах частичной мощности, характерных для крейсерского полета вертолетов и патрулирования БПЛА. Принцип работы рекуператора в таких системах основан на использовании теплоты выхлопных газов для подогрева сжатого воздуха перед его подачей в камеру сгорания. Это позволяет существенно

снизить расход топлива, необходимого для достижения расчетной температуры газа перед турбиной, что приводит к росту теплового КПД цикла с типичных для простых МГТД 15–20% до 30–35%. Практическая значимость такого повышения эффективности подтверждается анализом миссий поисково-спасательных вертолетов: установлено, что на основных эксплуатационных режимах (55–65% от взлетной мощности) внедрение рекуператора с эффективностью 60–80% позволяет увеличить удельную дальность полета на 31% или повысить полезную нагрузку на 15,6%. Однако, несмотря на очевидные преимущества, ключевым барьером для широкого применения рекуперации в авиации остаются жесткие ограничения по массе и габаритам. Необходимость достижения высокой компактности при минимальном дополнительном весе формирует потребность в переходе к сверхкомпактным пластинчато-ребристым теплообменникам (ПРТ), которые способны обеспечить требуемую интенсивность теплообмена в ограниченном пространстве авиационного двигателя.

Типичный ПРТ состоит из тонких плоских пластин и гофрированных ребер. Существует множество типов ребер для компактных теплообменников: гладкие [23], штырьковые [24], жалюзийные [25], прерывистые [26], гофрированные [27], перфорированные [28] и волнообразные [29]. Для оптимизации их характеристик проведено огромное количество экспериментальных и численных исследований. Работа Кейса и Лондона [30] дает полный обзор экспериментальных данных по компактным теплообменникам. Этот труд стал основой для проектирования ПРТ. Характеристики теплопередачи и падения давления обычно описываются фактором Колберна ( $j$ ) и коэффициентом трения Фаннинга ( $f$ ). Эти безразмерные параметры зависят от числа Рейнольдса, длины ребер, схемы потока и геометрии ребер (высоты, шага, толщины). Основная цель заключается в максимизации теплопередачи при минимизации потери давления. Для оценки этого компромисса широко используется комплексный показатель  $JF = j / f^{1/3}$  [31]. Течение в каналах ПРТ обычно бывает ламинарным,

переходным или низкорейнольдсовым турбулентным. В микроканалах часто возникают отрыв и присоединение потока, сложные вихревые структуры и трехмерные вторичные течения. Эти явления усиливают перемешивание потока и теплообмен. Они также неизбежно создают локальные потери давления. Степень влияния этих явлений сильно зависит от геометрии и рабочего числа Рейнольдса. Этот факт сильно усложняет поиск универсальных аналитических зависимостей.

Эмпирические зависимости исторически служат основой для проектирования ПРТ. Классическая работа Кейса и Лондона [30] предоставила фундаментальные наборы данных для инженерной практики. Эмпирические  $j$ - $f$  соотношения до сих пор широко применяются для предварительного проектирования. Они служат исходными обучающими данными для моделей машинного обучения. Классические соотношения были предложены многими авторами (Nakhchi [61], Yang J [62], Manglik и Bergles [43], Kim [51], Yang Y [53]). Эти формулы созданы для очень ограниченных типов ребер и узких рабочих диапазонов. Их погрешность прогнозирования часто достигает 10–20%. Такая точность недостаточна для проектирования высокоэффективных систем и новых геометрических форм.

Волнообразные и прерывистые ребра используются в промышленности чаще всего. Волнообразные ребра просты в изготовлении, имеют большую площадь теплообмена и низкое падение давления. Они демонстрируют большую устойчивость к скоплению пыли в различных условиях эксплуатации [32]. Волнообразная форма удлиняет путь потока и улучшает перемешивание воздуха [33]. Жалюзийные ребра превосходят волнообразные по теплоотдаче в абсолютно чистых условиях, но скопление пыли со временем резко снижает их эффективность, поэтому волнообразные ребра рекомендуются для внедорожников и инженерной техники [32]. Теплогидравлические характеристики волнообразных ребер зависят от отношения амплитуды к длине волны, шага ребер, длины потока и соотношения сторон поперечного сечения [34]. В работе [32] проведена

оценка степени важности (чувствительности) геометрических параметров для комплексного показателя  $j/f^{1/3}$ . Наибольший вклад в изменение производительности вносит отношение амплитуды к длине волны — его значимость составляет примерно 39%. Длина и высота ребра по степени важности занимают второе место с вкладом около 20%, а шаг ребер определяет итоговый результат на 18%. Количество опубликованных исследований по таким ребрам весьма ограничено [32]. В справочнике Кейса и Лондона [30] представлены данные для трех геометрий волнообразных ребер. Junqi и др. [35] получили теплогидравлические характеристики 11 волнообразных структур с синусоидальным профилем. Численное CFD-моделирование применялось для получения соотношений на базе 18 прямоугольных волнообразных каналов [36]. Siddiqui и др. [37] исследовали характеристики волнообразных каналов на примере одной конструкции. Соотношения для прямоугольных каналов также получены с помощью CFD для 15 [38] и 25 [39] различных геометрий. Экспериментальное исследование показателей  $j$  и  $f$  проведено на 16 образцах прямоугольного сечения [32]. В недавней работе [40] применялось CFD-моделирование 16 прерывистых волнообразных каналов непрямоугольного сечения. Многоканальный пластинчатый теплообменник был экспериментально изучен в работе Dasgupta и др. [41].

Прерывистые ребра (offset-strip fins) применяются в случаях, когда нужно интенсифицировать теплообмен. Они увеличивают площадь поверхности и разрушают тепловой пограничный слой в каждом канале [42], при этом падение давления в таких системах должно оставаться на приемлемом уровне. Многие исследователи изучали теплообменники с прерывистыми ребрами. Sheik Ismail и др. [43] сделали полный обзор теплогидравлических характеристик таких аппаратов. Norris и Spofford [44] первыми определили влияние геометрических параметров на коэффициент теплоотдачи. Briggs и London [45] изучили влияние шага ребер на тепловые характеристики. Wieting [46] протестировал 22 различные конструкции и вывел эмпирические зависимости. Характеристики нескольких подобных конструкций приведены

в работе Кейса и Лондона [30]. Joshi и Webb [47] вывели  $j$ - $f$  корреляции на основе физических испытаний 21 теплообменника. Mochizuki и др. [48] попытались улучшить формулы Wieting [46] для повышения их точности. В литературе чаще всего используются соотношения Manglik и Bergles [49]. Dong и др. [50] разработали эмпирические формулы на базе 16 конструкций. Они оценили влияние шага, высоты, толщины и длины ребер на теплоотдачу. Kim и др. [51] вывели новые соотношения для 39 сложных геометрий. CFD-моделирование успешно применялось для получения  $j$ - $f$  корреляций на базе 15 теплообменников [52]. Обобщенные соотношения недавно получены авторами [53] с помощью численного моделирования 55 конструкций, при этом результаты отлично согласуются с экспериментальными данными [30, 54]. Song и др. [55] вывели новейшие корреляции путем моделирования 7 геометрий. Bhowmik и Lee [56] разработали ограниченные зависимости от числа Рейнольдса только для одной конструкции. Kuchhadiya и Rathod [57] вывели формулу фактора Колберна  $j$  для одного набора параметров. Также проводились исследования перекрестноточных теплообменников с прерывистыми ребрами [58-60].

Современные высококачественные эксперименты объединяют визуализацию потока, измерение локальных тепловых потоков и фиксацию потерь давления. Это помогает прояснить фундаментальные механизмы теплопередачи. Лазерная диагностика и микро-PIV (цифровая трассерная визуализация) позволяют фиксировать поля скоростей в узких каналах. Они выявляют влияние геометрии на развитие пограничного слоя и структуру вихревого следа [63, 64]. Рост вычислительных мощностей сделал возможным массовое CFD-моделирование потоков в ПРТ. Моделирование RANS (уравнения Навье-Стокса, усредненные по Рейнольдсу) повсеместно используется для инженерных расчетов, но при описании отрывных и нестационарных течений его точность снижается. Метод крупных вихрей (КВ) и прямое численное моделирование (ПЧМ) все чаще применяются для фундаментальных исследований. Они позволяют разрешать турбулентные

структуры внутри каналов. Исследования КВ доказали важность зон периодического присоединения потока за ребрами для усиления поперечного перемешивания. Методы КВ и ПЧМ требуют огромных вычислительных затрат, что делает их непригодными для массового перебора геометрических параметров в ходе проектирования. Данная проблема стимулирует развитие современных гибридных стратегий моделирования [65, 66].

Традиционные волнообразные и прерывистые ребра имеют строгие физические ограничения и не способны обеспечить идеальный компромисс между теплоотдачей и сопротивлением. Дальнейшее сужение каналов для повышения компактности резко увеличивает падение давления, снижая эффективную мощность МГТД. Существует острая необходимость в разработке принципиально новых геометрических конфигураций, таких как спиральные ребра (СПРТ). Изогнутая форма такого ребра эффективно закручивает поток, генерирует сильные вторичные течения и значительно увеличивает активную площадь теплообмена. Предельная компактность аппарата может быть достигнута при использовании двуспирального теплообменника (ДСПРТ). Таким образом, разработка сложных геометрических форм является ответом на ограничения традиционных конструкций, а необходимость моделирования их сложных вихревых структур требует внедрения принципиально новых вычислительных подходов и суррогатных моделей.

## **1.2 Применение суррогатных моделей и методов машинного обучения для прогнозирования теплогидравлических характеристик**

Суррогатные модели решают проблему высоких вычислительных затрат. Они обычно используют методы машинного обучения (МО), которые играют центральную роль в современном проектировании. Нейронные сети, гауссовские процессы и ансамблевые методы обеспечивают быстрое прогнозирование факторов  $j$  и  $f$ . Эти алгоритмы работают во всем пространстве параметров. Гибридные модели включают строгие физические

ограничения и улучшают обобщающую способность прогнозов за пределами диапазона обучающих данных.

Многие исследования подтверждают эффективность прогнозирования характеристик теплообменников на базе МО [67, 68]. Peng и др. [69] применили регрессию опорных векторов при прогнозировании тепловых эффектов генераторов вихрей в компактных теплообменниках. Это доказывает способность МО учитывать влияние сложной геометрии. Naresh и др. [70, 71] и Khadang [72] успешно использовали искусственные нейронные сети (ИНС) для моделирования факторов  $j$  и  $f$  для широкого спектра геометрий и рабочих условий. Метод ИНС обеспечивает высокую точность прогнозирования по сравнению с традиционными методами. Panda [73] сравнил методы ИНС, случайного леса и полиномиальной регрессии и пришел к выводу, что метод ИНС показывает наилучшие результаты. ИНС отлично улавливают нелинейные многомерные связи в гидродинамике теплообменников.

Недавние исследования расширили границы применения МО. Uguz и Irek [74] оценили характеристики прототипов 3D-печати на основе ограниченных экспериментальных данных с помощью ансамблевых методов. Saeed и др. [75] и Li и др. [76] разработали модели МО на базе данных CFD для оптимизации печатных теплообменников для работы на сверхкритическом CO<sub>2</sub> и метане. Wen и др. [77] собрали базу из 11000 экспериментальных образцов и показали, что ИНС стабильно превосходили другие математические модели. Efatinasab и др. [78] продемонстрировали масштабируемость моделей МО для микроребристых труб. МО успешно применяется для систем с материалами с фазовым переходом [80, 81], микроштырьковыми радиаторами [82] и грунтовыми теплообменниками [84]. Гибридные подходы объединяют МО и расчеты CFD [85, 86], при этом значительно повышается скорость моделирования при полном сохранении высокой точности.

Обучение этих моделей требует репрезентативных наборов данных. Они собираются из натуральных экспериментов и высокоточных расчетов CFD. Оценка неопределенности критически важна для повышения точности расчета. Она выполняется с помощью бутстрэппинга или байесовских подходов и позволяет проектировщикам находить баланс между улучшением характеристик и запасами прочности.

Аддитивное производство (АП) изменило возможности изготовления СПРТ [87, 89]. Селективное лазерное плавление позволяет создавать интегрированные структуры активной зоны и сложные коллекторы. АП обеспечивает градиентную пористость и локальную плотность ребер, а также поддерживает использование нержавеющей сталей и никелевых сплавов, которые используются для высокотемпературных рекуператоров. В этой сфере существуют определенные производственные проблемы, такие как шероховатость поверхности, остаточные напряжения и высокая стоимость постобработки. Теплообменники требуют последующей термической обработки для соответствия критериям коррозионной стойкости.

Проектирование СПРТ включает множество конкурирующих целей, включая максимизацию тепловой эффективности и фактора JF. Одновременно с этим требуется минимизировать массу и технологические ограничения. Современные системы проектирования интегрируют CFD, суррогатные модели и многокритериальные оптимизаторы. Алгоритмы NSGA-II исследуют фронты Парето и позволяют проектировщикам находить оптимальные семейства решений.

Для МГТД критически важны дополнительные оценочные метрики. Эффективная конструкция рекуператора должна обеспечивать заданные характеристики в реальных рабочих диапазонах МГТД. Они включают запуск, работу с частичной нагрузкой и колебания температуры окружающей среды. Конструкции СПРТ с немного меньшей пиковой эффективностью и гораздо меньшим падением давления обеспечивают большее повышение эффективности системы в целом, поэтому необходимо проводить

оптимизацию на уровне всей системы. Выбор геометрии ребер напрямую связывается с характеристиками компрессора и работой всей установки.

Надежные наборы данных остаются узким местом отрасли. Комплексные стандартизированные базы данных встречаются редко, поэтому создание открытых наборов данных значительно ускорит предиктивное моделирование.

Разработка высокоточной предиктивной модели имеет фундаментальное значение для данного исследования. Построение алгоритмов машинного обучения решает сразу две важнейшие задачи: не только быстрый и точный инструмент для прямого руководства проектированием новых теплообменников, но и прочный математический фундамент для проведения масштабной многокритериальной оптимизации параметров в следующей главе.

Разработка высокоточных алгоритмов машинного обучения решает проблему вычислительных затрат, обеспечивая мгновенный прогноз характеристик. Наличие такого быстрого предиктивного инструмента закладывает необходимый математический фундамент для следующего этапа проектирования — поиска идеального баланса между габаритами и тепловой эффективностью с помощью алгоритмов глобальной оптимизации.

### **1.3 Многокритериальная оптимизация теплообменных аппаратов**

Оптимизация МГТД является сложной междисциплинарной задачей. Она объединяет гидрогазодинамику, теплопередачу и материаловедение. Она должна учитывать жесткие производственные ограничения и системные показатели эффективности. Основу таких рекуператоров составляют пластинчато-ребристые сердечники. Недавний прогресс в проектировании объединяет достижения численного моделирования, машинного обучения и передового производства, что кардинально расширяет предельные возможности компактных рекуператоров. В данном разделе

систематизируются основные направления оптимизации, выделяются открытые проблемы и перспективные траектории исследований.

Проектирование рекуператора преследует несколько одновременных целей. К ним относятся максимизация тепловой эффективности, минимизация потери давления (коэффициент  $f$ ), снижение массы и объема, необходимость строгого контроля затрат и обеспечение долговечности. Системы многокритериальной оптимизации возвращают наборы Парето-оптимальных решений вместо поиска единственного оптимума. Популярные алгоритмы оптимизации включают следующие подходы:

- NSGA-II. Подходят для глобального поиска в нерегулярных пространствах проектирования и многомодальных ландшафтах целевых функций.

- Метод роя частиц (МРЧ) и дифференциальная эволюция. Они высокоэффективны для непрерывных переменных проектирования и вычислительно доступных суррогатных интеграций.

- Байесовская оптимизация и гауссовские процессы. Применяются для дорогостоящих вычислений целевых функций и быстро определяют перспективные области с минимальным количеством вычислительных итераций.

- Гибридные стратегии. Объединяют градиентное локальное уточнение с эвристикой глобального поиска и обеспечивает высокую скорость сходимости и глобальный охват пространства.

Циклы оптимизации часто включают суррогатные модели. К ним относятся деревья регрессии, гауссовские процессы и искусственные нейронные сети (ИНС). Модели предварительно обучаются на данных CFD или результатах экспериментов. Такая комбинация позволяет глубоко исследовать многомерные пространства геометрических параметров, включая шаг, высоту, толщину, амплитуду гофрирования и смещение ребер. Учитываются формы коллекторов и строгие производственные ограничения.

Искусственный интеллект (ИИ) и МО стали мощными инструментами проектирования компактных теплообменников. Они уверенно превосходят традиционные методы проб и ошибок. Хіе и др. [90] продемонстрировали огромный потенциал генетических алгоритмов (ГА), которые эффективно исследовали обширные пространства проектирования и выявили конфигурации с улучшенными тепловыми характеристиками. Hilbert и др. [91] расширили эту концепцию за счет применения параллельных ГА для многокритериальной оптимизации формы. Они количественно оценили компромисс между теплопередачей и сопротивлением потоку через построение фронтов Парето. Sanaye и Hajabdollahi [92] внедрили термоэкономические критерии в оптимизацию на основе ГА. Hajabdollahi [93] предложил глобальную многокритериальную формулировку, которая учитывает теплопередачу, потерю давления и компактность аппарата.

Развитие высокопроизводительных вычислений сделало оптимизацию на основе CFD доминирующим подходом. Hajabdollahi и др. [94] интегрировали CFD с методом ограниченной искусственной нейронной сети и сгенерировали высокоточные Парето-оптимальные проекты. Liu и др. [95] выполнили многокритериальную оптимизацию формы СПРТ на основе CFD в реальных условиях потока. Суррогатные модели и методы МО широко применяются для радикального снижения вычислительных затрат. Zhang и др. [96] объединили ИНС с ГА для оптимизации эллиптических трубчатых ребристых теплообменников. Wang и др. [97] использовали суррогатные алгоритмы для печатных теплообменников и показали, что анализ чувствительности и методология поверхностей отклика значительно повышают интерпретируемость моделей. Это детально показано в работах Ferhi и Djebali [98] для микропористых теплообменников и Yildizeli и др. [99] для прерывистых ребер.

Область оптимизации расширилась на новые сложные геометрии и технологии производства. Attarzadeh и др. [100] исследовали теплообменники на основе структур TPMS. Yang и др. [101] и Zhang и др. [102] оптимизировали

печатные и выпуклые пластинчато-ребристые теплообменники для работы в ограниченных пространствах. Jamil и др. [103] применили передовую оптимизацию к системам рекуперации энергии. Li и др. [104] рассмотрели фундаментальную роль ИИ в создании новых топологий аддитивного производства (АП). Yicong и др. [105] оптимизировали промышленные сварные пластинчатые теплообменники с помощью эволюционных алгоритмов. Эти исследования ярко иллюстрируют эволюцию методологий ИИ и МО. Простые эволюционные алгоритмы превратились в сложные гибридные системы, которые интегрируют CFD, суррогатное моделирование и анализ чувствительности.

Важной тенденцией является переход к совместной оптимизации на уровне всей системы. Этот подход одновременно оптимизирует геометрию рекуператора и параметры всего цикла, включает характеристики компрессора и турбины, температуру на входе в турбину и распределение массового расхода. Изменение характеристик установки напрямую влияют на показатели эффективности всей установки. Эти показатели включают электрическую эффективность, расход топлива и стабильность работы при частичной нагрузке, стоимость жизненного цикла и экологические показатели. Совместная оптимизация часто выявляет неочевидные конструктивные решения. Незначительное снижение эффективности рекуператора может оказаться крайне благоприятным, за счет того, что резко снижает перепад давления и кардинально увеличивает чистую выходную мощность системы.

Реалистичное моделирование рекуператора требует глубокого анализа сопряженного тепломассопереноса. Он разрешает теплопроводность твердого тела через ребра и пластины совместно с полями течения жидкости. Многофизические модели включают механические напряжения от градиентов температур. Они учитывают вибрации, химические реакции или модели роста отложений. Интеграция этих процессов многократно увеличивает вычислительные затраты. Она абсолютно необходима для обеспечения долговечности конструкций в реальных рабочих циклах. Оптимизация СТМ с

помощью суррогатных моделей является крайне практичным путем. Небольшой набор высокоточных симуляций обучает математический суррогат, а методы уменьшения размерности моделей сохраняют суть физики процессов, чем обеспечивают выполнение многократной оптимизации параметров.

Оптимизация строго учитывает практические производственные ограничения, к которым относятся минимальные размеры элементов, допустимые допуски и доступные технологии соединения (пайка, диффузионная сварка), а также оценивается выбор материалов. Аддитивное производство снимает часть старых ограничений, но одновременно вводит новые жесткие требования. Учитывается удаление поддерживающих структур и эффекты ориентации построения детали. При этом современные системы явно включают производственные ограничения в расчетный цикл, используют математические ограничения, а также ограничивают параметризацию известными технологичными семействами форм.

Реальная производительность установок подвержена неопределенностям. К ним относятся изменчивость свойств материалов, производственные допуски, различная скорость загрязнения и колебания условий эксплуатации. Оптимизация в условиях неопределенности создает конструкции, которые становятся менее чувствительными к внешним возмущениям и поддерживают требуемую производительность во всех вероятных рабочих диапазонах.

Искусственный интеллект ускоряет проектирование рекуператоров сразу по нескольким направлениям:

- 1) Суррогатное моделирование. Быстрые аппроксимации результатов CFD обеспечивают эффективную многократную оптимизацию параметров.

- 2) Реверс-инжиниринг. Генеративные алгоритмы и обратные нейронные сети сопоставляют желаемые результаты с геометрией потенциальных кандидатов.

3) Активное обучение. Циклы оптимизации самостоятельно выбирают наиболее информативные новые симуляции и эффективно обновляют суррогатные базы данных.

4) Обучение с подкреплением. Передовые работы исследуют использование алгоритмов RL для принятия последовательных решений при сборке модульных аппаратов.

Методы ИИ наиболее эффективны при их глубокой интеграции с физическими законами (физико-информированное машинное обучение). Они кардинально повышают надежность алгоритмов и способность к экстраполяции данных.

Оптимизированные концепции требуют обязательной экспериментальной проверки. Быстрое прототипирование с помощью АП позволяет оперативно создавать тестовые металлические сердечники. Проводится строгая стендовая проверка потери давления, тепловой эффективности и структурной целостности. Тщательное планирование программы испытаний охватывает стационарные и переходные режимы работы, тесты на ускоренное загрязнение и термическое циклирование поверхностей, которое на практике доказывает долговечность конструкций. Стандартизированные испытательные стенды облегчают перекрестное сравнение дизайнов, а передача тестовых данных в суррогатные модели через онлайн-обучение повышает общую точность.

В МГТД рекуператор подвергается воздействию выхлопных газов с твердыми частицами. Они быстро оседают на поверхностях и существенно ухудшают теплопередачу. Процесс оптимизации должен учитывать чувствительность аппарата к загрязнению. Оптимальные конструкции должны облегчать регулярную очистку, поэтому в настоящее время исследуются специализированные покрытия для снижения поверхностной адгезии. Спроектированные рекуператоры должны быть экономически целесообразными. Аналитические модели стоимости жизненного цикла должны детально учитывать производственные затраты, оценивать интервалы

технического обслуживания, деградацию производительности и экономию топлива за весь срок службы. Поэтому многокритериальная оптимизация включает в себя стоимость жизненного цикла и влияние на окружающую среду.

Недавние исследования в области оптимизации демонстрируют значительные улучшения:

- Топологически оптимизированные сердечники из АП показывают существенное увеличение теплопередачи на единицу перепада давления.

- Системная совместная оптимизация отдает предпочтение рекуператорам с немного меньшей пиковой эффективностью и кардинально меньшей потерей давления, что увеличивает чистую электрическую мощность установки.

- Робастная оптимизация создает конструкции с сохранением более 90% пиковой производительности при колебаниях расхода и температуры на 20%.

В инженерной отрасли остаются ключевые нерешенные проблемы:

- Дефицит баз данных. Общедоступные высококачественные наборы данных о производительности СПРТ сильно ограничены.

- Производственная точность. Перенос оптимизированных топологий в рентабельное серийное производство является сложнейшей задачей.

- Моделирование загрязнения. Предиктивные модели роста отложений остаются несовершенными.

- Интеграция с системами управления. Адаптация путей потока в реальном времени требует разработки крайне сложных стратегий управления.

- Материалы для экстремальных условий. Разработка рентабельных жаропрочных сплавов и покрытий постоянно продолжается.

Оптимизация рекуператоров быстро развивается. Она успешно объединяет высокоточное моделирование, суррогатные нейросетевые алгоритмы, аддитивное производство и системы многокритериальной оптимизации. Данная область выходит за рамки узких компонентных целей и стремительно движется к проектированию на макросистемном уровне с

учетом физических неопределенностей. Для МГТД этот сдвиг научной парадигмы абсолютно необходим. Геометрия и рабочий цикл рекуператора определяют эффективность всей энергосистемы. Будущие исследования объединят топологическую оптимизацию, проектирование под АП и физико-информированное активное обучение, что создаст абсолютно новое поколение компактных рекуператоров для устойчивых распределенных энергетических систем.

#### **1.4 Выводы по главе 1**

Таким образом, первая глава представляет собой развернутый аналитический обзор, обосновывающий актуальность работы и формирующий научную проблему.

**1. Обоснование актуальности:** Показано, что рекуперация тепла является ключевым способом повышения эффективности (КПД с 15-20% до 30-35%) авиационных ГТД, в частности, для БПЛА и ВСУ. Однако широкому внедрению регенераторов препятствуют жесткие массогабаритные ограничения, так как масса теплообменника может достигать 30-40% от массы двигателя.

**2. Анализ существующих решений:** Проведен детальный анализ традиционных типов оребрения (гладкие, волнистые, прерывистые, жалюзийные, штырьковые). Установлено, что классические конфигурации достигли предела своего развития: дальнейшая интенсификация теплообмена ведет к недопустимому росту гидравлического сопротивления. Это обуславливает необходимость разработки принципиально новых геометрических структур, таких как спиральные и двуспиральные ребра, способные генерировать интенсивные вторичные течения и разрушать тепловой пограничный слой.

**3. Выявление недостатков традиционного проектирования:** Констатировано, что традиционные эмпирические корреляции (например,  $j$ - $f$  факторы Кейса и Лондона) обладают ограниченной точностью (погрешность

10-20%) и узкой областью применимости, что делает их непригодными для проектирования новых высокоэффективных геометрий.

**4. Обоснование применения методов ИИ:** Показано, что методы машинного обучения (ИНС, ансамблевые методы) и суррогатного моделирования являются наиболее перспективным инструментом для быстрого и точного прогнозирования теплогидравлических характеристик, а также для проведения многокритериальной оптимизации. Отмечено, что интеграция ИИ с физическими моделями (физико-информированное обучение) и CFD-моделированием позволяет кардинально сократить время проектирования.

**5. Формулировка цели и задач:** На основе проведенного анализа сформулирована основная цель работы и четыре ключевые научные задачи, направленные на повышение эффективности авиационных ГТД с регенерацией теплоты за счёт применения спиральных пластинчато-ребристых теплообменников-регенераторов, разработанных и созданных методом проектирования на основе численного моделирования их рабочего процесса.

## **2 Численное моделирование и экспериментальная верификация спиральных пластинчато-ребристых теплообменников**

### **2.1 Физические модели**

Модель СПРТ представлена на рисунке 7. На рисунке 7(а) показаны полные спиральные ребра, которые представляют собой орребренные структуры со спиральной укладкой. Тесты выявили недостатки этой базовой модели: она оказалась недостаточно компактной и не показала высокой эффективности теплопередачи. Модель (б) получена путем оптимизации геометрической формы модели (а). Оптимизация включала удаление боковых частей спиральных ребер, что повысило общую компактность теплообменника. Изогнутая структура спиральных ребер имеет малую площадь контакта с верхней и нижней пластинами, что сильно ограничивает теплопроводность между ребрами и пластинами. Узкие зоны контакта вызывают значительное падение давления и снижают прочность теплообменника, в связи с чем возникла необходимость обрезки и заполнения конструкции. Подробная схема параметров показана на рисунке 7(в). Сравнение структурных параметров нового спирального ребра с волнообразным ребром с идентичными структурными характеристиками показано на таблице 1. Сравнительный анализ подтвердил превосходство спирального ребра: его эффективность теплопередачи намного выше эффективности аналогичного волнообразного ребра. В данной работе проведена структурная оптимизация конструкции, направленная на глубокое изучение потенциала спирального теплообменника.

На рисунках 8(а) и 8(б) представлена методика построения расчетной модели спирального пластинчато-ребристого теплообменника (СПРТ), реализованная в соответствии с общим протоколом оптимизации исходной геометрии (рисунок 7). Модель (б) представляет собой усовершенствованную модификацию базовой конфигурации (а), разработанную с целью повышения компактности и тепловой эффективности аппарата. Стратегия оптимизации

заклучалась в удалении спиральных ребер с обеих сторон, что позволило уменьшить общие габариты теплообменного аппарата при полном сохранении высоких характеристик теплоотдачи. Ключевой проблемой исходной модели являлась ограниченная площадь контакта: из-за конструктивной кривизны спиральные ребра слабо соприкасались с верхней и нижней пластинами теплообменника. Такой дефицит площади сопряжения выступал серьезным термическим сопротивлением, препятствующим эффективной теплопроводности на границе раздела ребер и пластин, что снижало общую интенсивность теплообмена. Кроме того, узкие зоны контакта провоцировали значительные потери давления и существенно ухудшали показатели механической прочности конструкции.

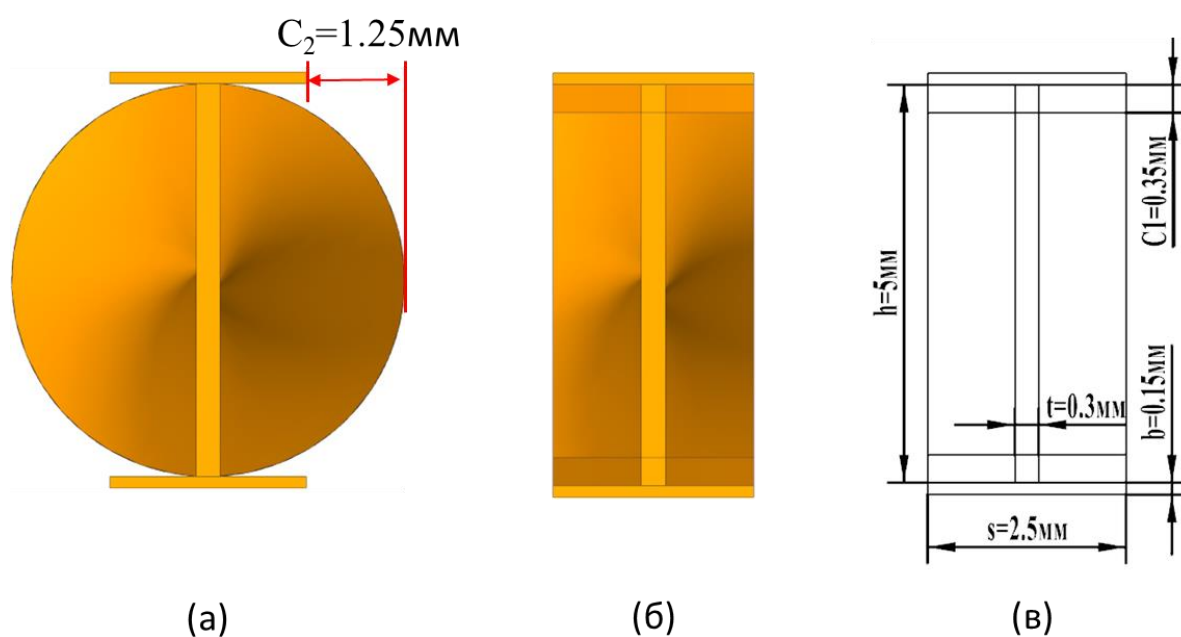


Рисунок 7 - Предварительный проект модели.

Таблица 1. Геометрические параметры волнистых и спиральных ребер

Параметр	Высота ребра $h$ (мм)	Гидравлический диаметр $D_h$ (мм)	Шаг ребра $s$ (мм)	Толщина ребра $t$ (мм)	Длина волны $l$ (мм)	Удвоенная амплитуда волны $2Aa$ (мм)
волнистых ребер	5	2.82	2.5	0.3	10	2
спиральных ребер	5	3.37	2.5	0.3	20	-

Оптимизированная модель прошла процедуру обрезки и заполнения, что позволило сохранить основную рабочую зону спиральных ребер при значительном повышении общей компактности теплообменного аппарата и улучшении его структурной целостности. Однако данный процесс привел к появлению заметных следов соединения между ребрами и пластинами в заполненных зонах, обусловленных разницей кривизны поверхностей основного тела ребра и участка заполнения. При этом сохранилась принципиальная трудность создания бесшовного сопряжения между верхней и нижней пластинами, что особенно ярко выражено при формировании верхнего и нижнего срезов  $C_1$  конструкции; подобные остаточные следы накладывают определенные ограничения на итоговую структурную устойчивость аппарата.

Для решения данной проблемы в главе предложен инновационный метод формообразования, представленный на рисунках 8(в) и 8(г), который полностью исключает необходимость заполнения профиля, обеспечивая одновременный рост компактности и тепловой эффективности. При начальном диаметре спирального ребра, равном 5 мм, применение теоремы Пифагора изменяет его эффективный диаметр до 7,1 мм, как визуализировано на рисунке 8(в). Удаление избыточной площади позволяет сохранить центральную рабочую зону спиральных ребер при сокращении общих габаритов модели, а выполненная обрезка гарантирует формирование компактной структуры оребрения без образования видимых следов соединений. Новый метод формообразования обеспечивает полное и надежное крепление ребер к верхней и нижней пластинам, существенно повышая механическую прочность конструкции и общую интенсивность теплообмена. Данный подход исключает ранее использовавшиеся геометрические параметры  $C_1$  и  $C_2$ , заменяя их более информативными характеристиками, к которым относятся высота ребра  $h$ , гидравлический диаметр  $D_h$ , шаг  $s$ , толщина ребра  $t$ , длина волны  $l$  и диаметр спирали  $d$ .

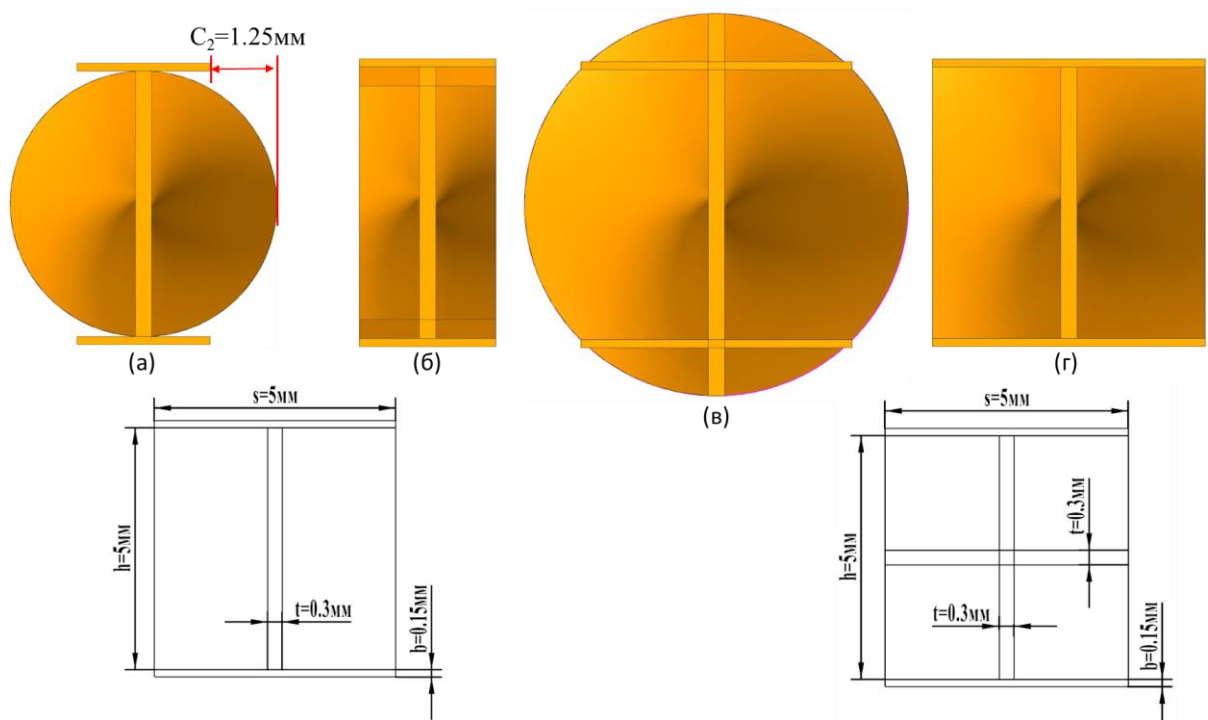


Рисунок 8 — Методика оптимизации геометрической формы СПРТ:

(а) базовая конфигурация; (б) оптимизированная конфигурация после процедуры обрезки и заполнения

Геометрические параметры, приведенные в таблице 2, обеспечивают более точную и строгую основу для проектирования высокоэффективных теплообменных аппаратов. Разработанный инновационный подход позволяет одновременно повысить компактность конструкции, улучшить межкомпонентную теплопроводность и обеспечить высокую структурную целостность, формируя надежное и эффективное техническое решение для задач интенсивного конвективного теплообмена. Отсутствие необходимости заполнения профиля и полное исключение остаточных следов соединений делают предложенную технику формообразования особенно перспективной для применения в теплообменных системах с жесткими требованиями к прецизионной точности изготовления, эксплуатационной надежности и теплогидравлическим характеристикам.

Таблица 2 — геометрические параметры спирального пластинчато-ребристого теплообменника

Параметр	Высота ребра h (мм)	Гидравлический диаметр D <sub>h</sub> (мм)	Шаг ребра s (мм)	Толщина ребра t (мм)	Длина волны l (мм)
СПРТ	5	3.37-4.22	2.5-5	0.3	20
ДСПРТ	5	2.06-2.63	2.5-5	0.3	20

Геометрические параметры исследуемой модели выбраны на основе реальных размеров рекуператора микрогазотурбинной установки, что обеспечивает строгое соответствие практическим инженерным задачам. Рассматриваемый диапазон чисел Рейнольдса от 500 до 8000 полностью охватывает ламинарный, переходный и ранний турбулентный режимы течения, которые наиболее часто встречаются на воздушной стороне компактных теплообменных аппаратов. Данный интервал параметров позволяет провести комплексную оценку характеристик теплоотдачи и падения давления при различных гидродинамических условиях, а широкий охват режимов существенно расширяет область практического применения полученных результатов.

В данной главе представлен сравнительный анализ 12 различных моделей. Они включают шесть моделей СПРТ и шесть моделей ДСПРТ. Рисунок 9 наглядно демонстрирует физические модели СПРТ и ДСПРТ. Это облегчает понимание их структурных различий. На Рисунке 9(а) показана полная расчетная модель теплообменника. Она разделена на три основные секции. К ним относятся входной удлинительный участок, тестовая секция и выходной удлинительный участок. Длина входного участка для турбулентного потока в прямой трубе рассчитывается по формуле  $L=4,4*Re^{(1/6)}*D_h$ . В данном исследовании рассматриваются числа Рейнольдса от 1000 до 5000. Гидравлические диаметры варьируются от 2,06 мм до 4,22 мм. Длины входного и выходного удлинительных участков приняты равными 80 мм.

В данной главе представлен сравнительный анализ 12 различных геометрических конфигураций, которые включают в себя шесть моделей СПРТ и шесть моделей ДСПРТ. На рисунке 9 наглядно продемонстрированы физические модели СПРТ и ДСПРТ, что существенно облегчает понимание их ключевых структурных различий. На рисунке 9(а) показана полная расчетная область теплообменного аппарата, которая структурно разделена на три основные секции: входной удлинительный участок, центральную тестовую секцию и выходной удлинительный участок. Известно, что длина входного участка для стабилизации турбулентного потока в прямой трубе рассчитывается по эмпирической зависимости  $L=4,4*Re^{(1/6)}*D_h$ . С учетом того, что в данном исследовании рассматриваются числа Рейнольдса в диапазоне от 1000 до 5000, а гидравлические диаметры каналов варьируются от 2,06 мм до 4,22 мм, длины входного и выходного удлинительных участков были с запасом приняты равными 80 мм.

На рисунках 9(б) и 9(в) иллюстрируются виды спереди расчетных моделей СПРТ и ДСПРТ, а на рисунках 9(г) и 9(д) представлены их фронтальные изометрические проекции. В частности, рисунок 9(д) детально раскрывает внутреннюю структуру теплообменного аппарата типа ДСПРТ, отличительной особенностью которой является наличие двух ортогонально расположенных спиральных ребер. Такая архитектура делает аппарат значительно компактнее традиционной спиральной конфигурации, поскольку ортогональное расположение каналов позволяет существенно увеличить активную площадь поверхности теплообмена в единице объема. Данное конструктивное решение обеспечивает выраженное преимущество в компактности и интенсивности теплоотдачи, кардинально улучшая результирующие тепловые характеристики и делая ДСПРТ перспективной альтернативой для интеграции в системы с жесткими пространственными ограничениями.

Экспериментальные исследования являются неотъемлемой частью комплексного анализа эффективности теплообменных аппаратов и служат ключевым инструментом верификации аналитических и численных моделей, представленных в предыдущих главах диссертационной работы. Несмотря на высокий уровень развития вычислительных методов и CFD-подходов, получение достоверных данных о реальных теплогидравлических характеристиках регенераторов возможно только на основе тщательно организованного физического эксперимента.

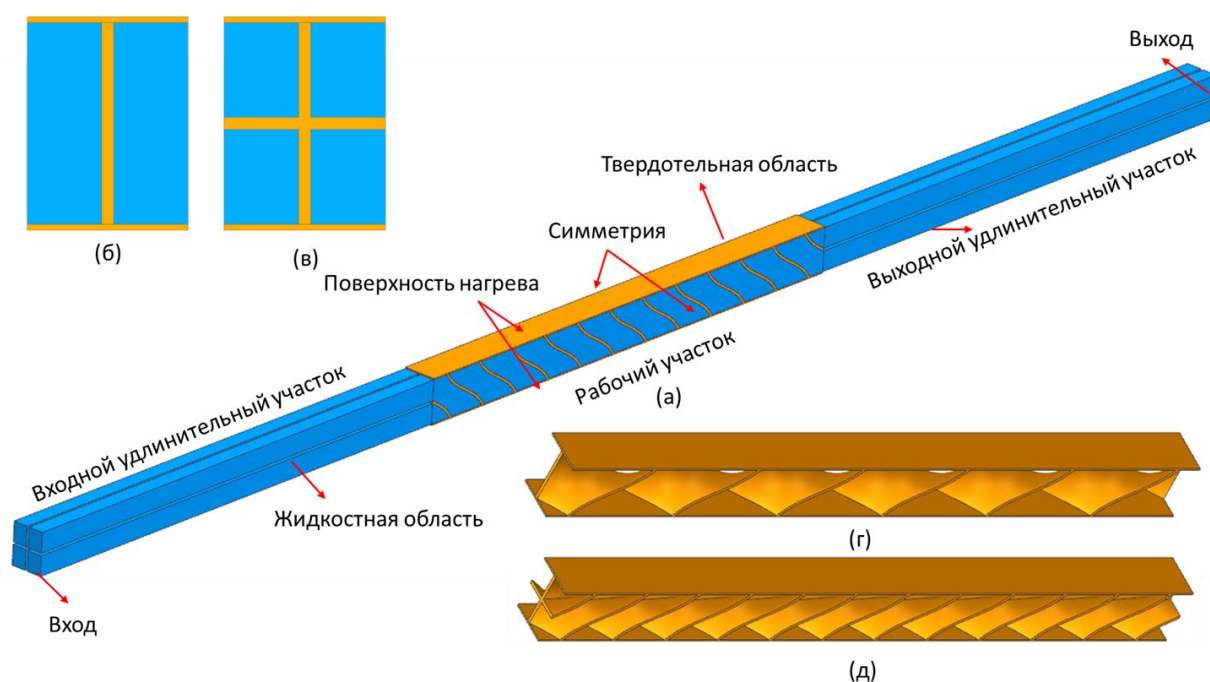


Рисунок 9 — Визуализация и расчетные области моделей теплообменников: (а) полная расчетная модель с удлинительными участками; (б, в) виды спереди моделей СПРТ и ДСПРТ; (г, д) изометрические виды моделей СПРТ и ДСПРТ

## 2.2 Разработка экспериментального стенда и методика измерений

### 2.2.1 Концепция проектирования экспериментального стенда

При проектировании экспериментального стенда основное внимание уделялось созданию универсальной и гибко настраиваемой установки, позволяющей реализовывать широкий диапазон режимов работы регенератора, характерных для микрогазотурбинных установок. Концепция стенда ориентирована на модульный принцип построения, что обеспечивает

возможность модернизации измерительных участков и адаптации стенда под различные конфигурации теплообменников.

Для получения достоверных эксплуатационных характеристик теплообменника-регенератора и подтверждения аналитических и численных методик, представленных в предыдущих главах, был разработан специализированный экспериментальный стенд. Принципиальная схема установки (Рисунок 10) обеспечивает контролируемые и воспроизводимые условия для исследования теплогидравлических параметров в широком диапазоне рабочих режимов.

Рабочая среда — сжатый воздух — подводится от основной магистрали и разделяется на два независимых канала. Каждый канал оснащён собственной системой редуцирования давления и нагрева, что позволяет независимо регулировать параметры горячего и холодного потоков на входе в регенератор и тем самым моделировать реальные условия эксплуатации.

В ходе экспериментальных исследований ставились следующие задачи: подтверждение работоспособности регенератора в полной конфигурации; определение его энергетических характеристик при различных режимах работы; верификация расчётной методики теплообменника; получение распределений температуры и давления вдоль длины аппарата; отработка измерительного оборудования, алгоритмов управления стендом и процедур обработки экспериментальных данных.

Для компактного размещения оборудования была разработана силовая рама, изготовленная из профильной трубы, а также создана трёхмерная модель измерительного участка, что позволило оптимизировать компоновку элементов и упростить сборку установки.

Подача сжатого воздуха, его редуцирование, регулирование расхода, нагрев и измерение параметров выполнены с использованием серийных промышленных компонентов, что повышает надёжность стенда и воспроизводимость результатов. Особое внимание уделено снижению вибраций, компенсации температурных деформаций и обеспечению

герметичности соединений, что критически важно при длительных стационарных испытаниях.

Для получения достоверных эксплуатационных характеристик теплообменника-регенератора и подтверждения аналитических и численных методик, представленных в предыдущих главах, был разработан специализированный экспериментальный стенд. Принципиальная схема установки (рисунок 10) обеспечивает контролируемые и воспроизводимые условия для исследования теплогидравлических параметров в широком диапазоне рабочих режимов.

Рабочая среда — сжатый воздух — подводится от основной линии и разделяется на два независимых канала. Каждый канал оснащён отдельной системой редуцирования давления и нагрева, что позволяет независимо регулировать параметры горячего и холодного потоков на входе в регенератор.

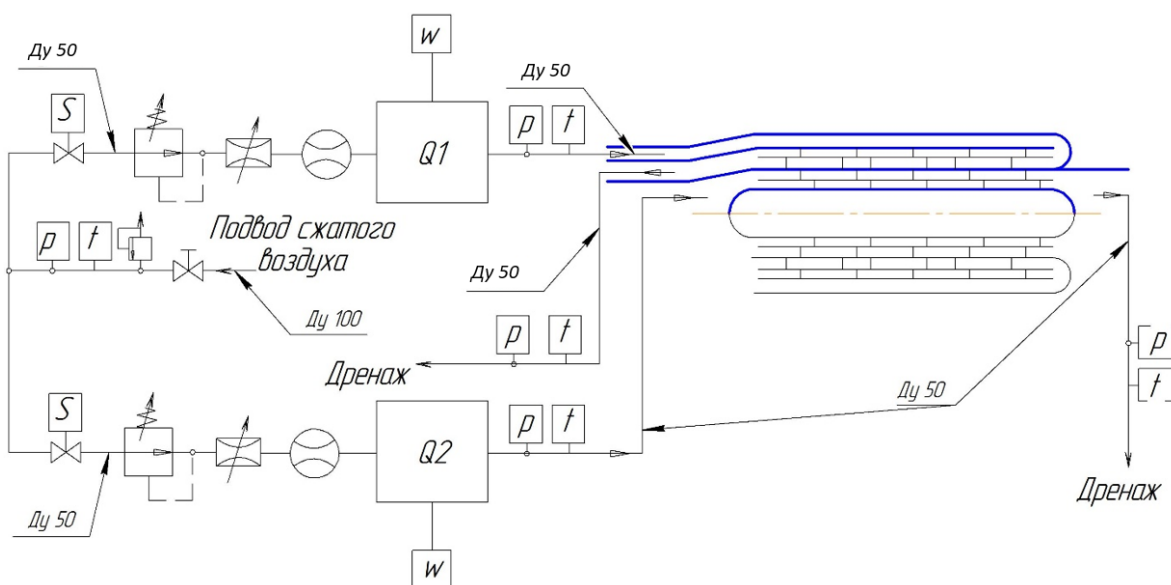


Рисунок 10 – Принципиальная схема экспериментальной установки

Экспериментальный стенд включает следующие основные подсистемы:

1. монтажный стол для установки регенератора;
2. испытываемый модуль теплообменника-регенератора;
3. линии подвода и отвода рабочего тела;
4. систему безопасности;
5. систему измерения, контроля и регистрации параметров.

В ходе экспериментальных исследований ставились следующие задачи:

- 1) подтвердить работоспособность регенератора в полной конфигурации;
- 2) определить его энергетические характеристики при различных условиях и режимах работы;
- 3) верифицировать методику расчёта теплообменника для различных температурных и расходных режимов;
- 4) получить распределения давления и температуры вдоль длины аппарата;
- 5) отработать измерительное оборудование и алгоритмы работы стенда;
- 6) разработать процедуры подготовки образца к испытаниям;
- 7) сформировать методологию проведения испытаний;
- 8) отработать методику сбора и обработки экспериментальных данных;
- 9) выполнить анализ полученных характеристик.

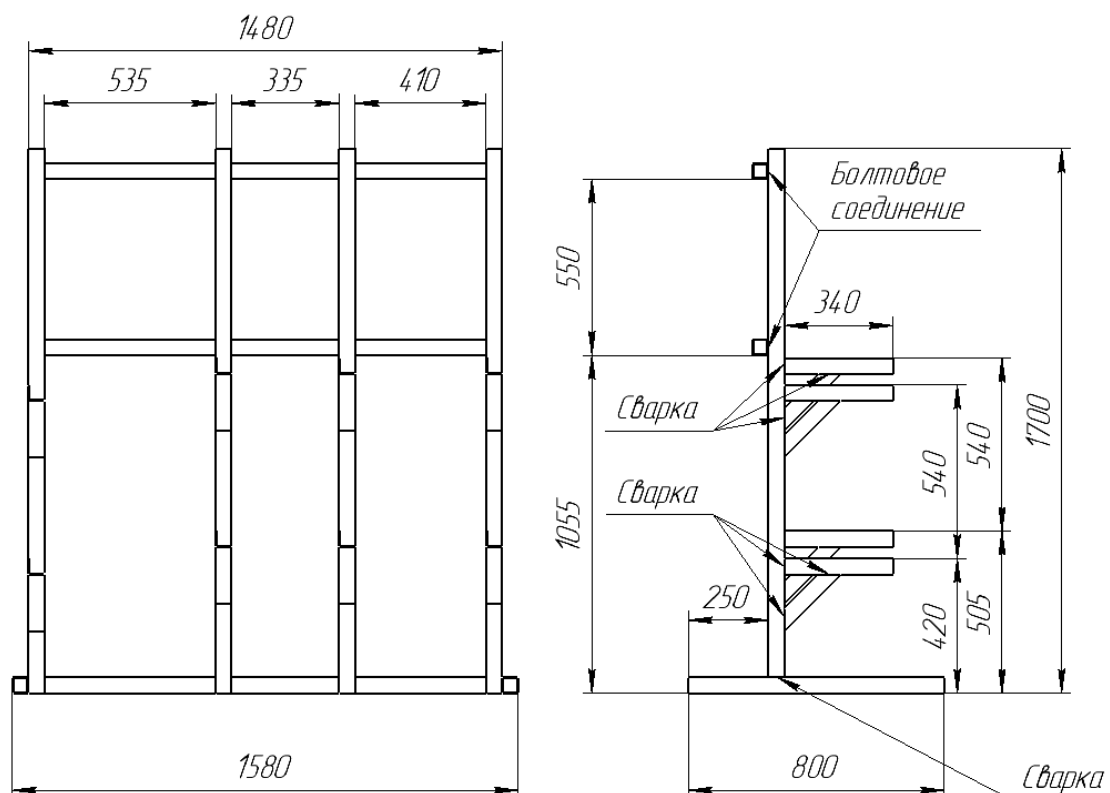


Рисунок 11 – Силовая рама

Для компактного размещения оборудования была разработана силовая рама (Рисунок 11), изготовленная из профильной трубы 50×50 мм с толщиной стенки 3 мм. Дополнительные консоли выполнены из уголка

50×50 мм. Для ускорения сборки была создана трёхмерная модель измерительного участка (Рисунок 12).

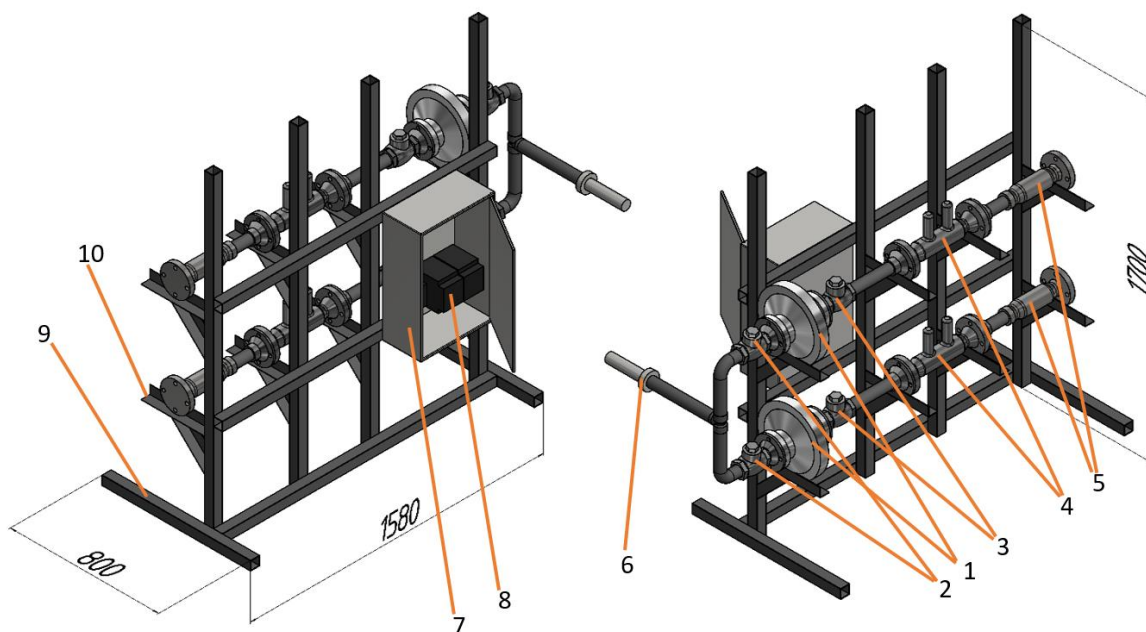


Рисунок 12 – Схема измерительного участка

1 – редуктор давления, 2 – шаровый кран, 3 – вентильный кран, 4 – мерный участок расхода воздуха, 5 – нагреватель воздуха, 6 – подключение к сети сжатого воздуха, 7 – шкаф для электроприборов, 8 – электроприборы (регуляторы мощности, блоки аналогового ввода), 9 – профиль квадратный 50x50 ГОСТ 30245, 10 – уголок 50x50 ГОСТ 8509

Сжатый воздух из магистрали поступает по трубе DN100 и распределяется на два участка DN50, управляемых шаровыми кранами (рисунок 13). Далее после редуктора давления (рисунок 14) осуществляется точная регулировка расхода игольчатым вентилем (рисунок 15).

Используемый редуктор давления серии РДП-50 — прямоточный пилотный регулятор повышенной точности, обеспечивающий высокую пропускную способность (до 40% выше предшественников), точность стабилизации выходного давления 1–2%, сниженный уровень шума и вибраций, а также безопасную работу при входных давлениях до 1,2 МПа.



Рисунок 13 – Редуктор давления



Рисунок 14 – Регулятор давления  
газа РДП-50В



Рисунок 15 – Вентильный игольчатый кран

Измерение расхода воздуха осуществляется с помощью поверенного расходомерного участка, после чего воздух нагревается нагревателями Leister LHS 61S мощностью 9 кВт (рисунок 16). Поскольку проведение испытаний полноразмерного регенератора потребовало бы чрезмерно высоких тепловых мощностей, для исследований используется сектор теплообменника с расчетным расходом до 0,04 кг/с.



Рисунок 16 – Воздушный нагреватель

Управление нагревателями осуществляется трёхфазными регуляторами мощности MEYERTEC DRU3 (рисунок 17), размещёнными в шкафу электроприборов (рисунок 21).



Рисунок 17 – Регулятор мощности MEYERTEC DRU3

Температура и давление регистрируются в пяти точках:

- на выходе из магистрали сжатого воздуха;

- на входе и выходе холодного контура регенератора;
- на входе и выходе горячего контура.

Температура измеряется термопарами ДТПЛ011-0,5/1,5 (рисунок 18), давление — датчиками ПД100И с унифицированным выходом 4–20 мА (рисунок 19). Сигналы поступают в модули аналогового ввода МВ210-101 и МВ210-102 (рисунок 20).



Рисунок 18 – Термоэлектрический преобразователь ДТПЛ011-0,5/1,5



Рисунок 19 – Датчик давления ПД100И-ДИ4,0-111-0,5



Рисунок 20 – Блоки аналогового ввода MB210-101 и MB210-102



Рисунок 21 – Шкаф для электроприборов с монтажной платой  
500x400x200мм

Калибровка измерительного участка выполняется с использованием эталонного ультразвукового вихревого расходомера (рисунок 22).



Рисунок 22 – Вихревой ультразвуковой расходомер воздуха  
Для компенсации температурных деформаций и уменьшения вибрации  
используются сифонные компенсаторы DN50 (рисунок 23).



Рисунок 23 – Сифонный компенсатор

#### 2.2.2 Разработка экспериментального сегмента теплообменника-регенератора

Исходный теплообменник-регенератор МГТД (рисунок 24) состоит из цилиндрического наружного корпуса 1, разделительного кольца 2 и опирающихся на него теплообменных элементов, которые выполнены в виде

изогнутых пластин 3. Изогнутые пластины 3 теплообменного элемента формируют каналы для протекания воздуха из компрессора и выхлопных газов, в которых размещены спиралевидные турбулизаторы 4 и 5 соответственно.

Изогнутые пластины 3 теплообменника расположены по эвольвентной направляющей таким образом, чтобы увеличить длину каждого канала и уместить наибольшее количество спиралевидных турбулизаторов 4, 5.

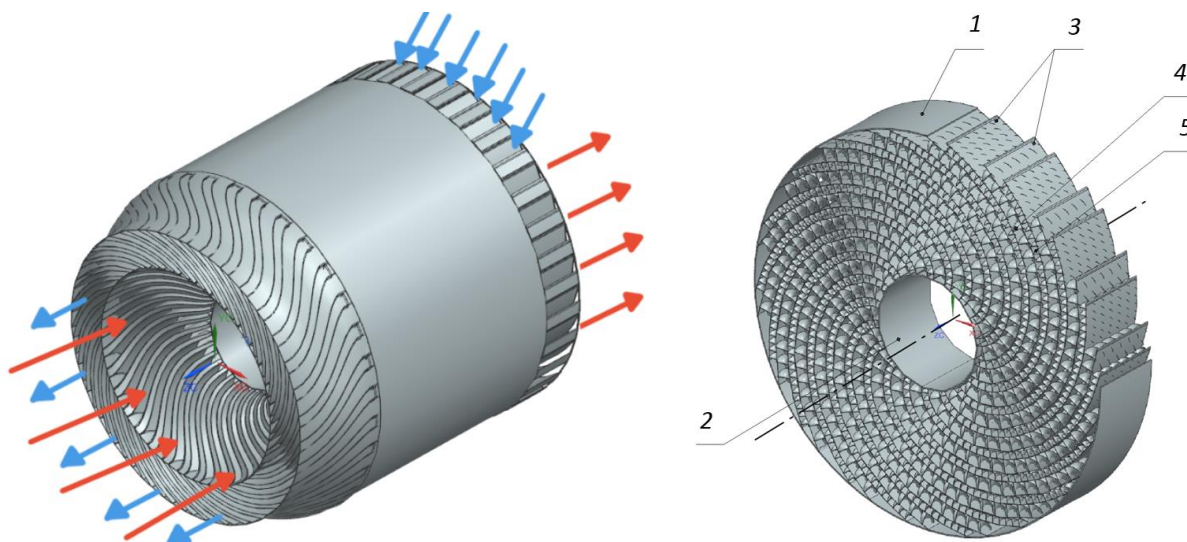


Рисунок 24 – Теплообменник-регенератор МГТД

Характеристики теплообменника регенератора приведены в таблице 3.

Таблица 3 – Характеристики исследуемого теплообменника-регенератора

Параметр	Значение
Расход воздуха из компрессора - $G_1$ , кг/с	0,988
Температура “холодного” воздуха на входе в теплообменник - $T_1'$ , °К	443,2
Температура “холодного” воздуха на выходе из теплообменника - $T_1''$ , °К	761,7
Расход воздуха из турбины $G_2$ , кг/с	1,0071

Температура “горячего” воздуха на входе в теплообменник - $T'_2$ , °К	898,2
Температура “горячего” воздуха на входе в теплообменник - $T''_2$ , °К	599

Для проведения испытаний полноразмерного теплообменного аппарата необходима большая тепловая мощность экспериментального стенда, что привело бы к его высокой стоимости. Поэтому для испытаний был выделен сегмент теплообменного аппарата с двумя парами каналов горячий-холодный (рисунок 25) с расчётным расходом теплоносителей 0,05 кг/с.

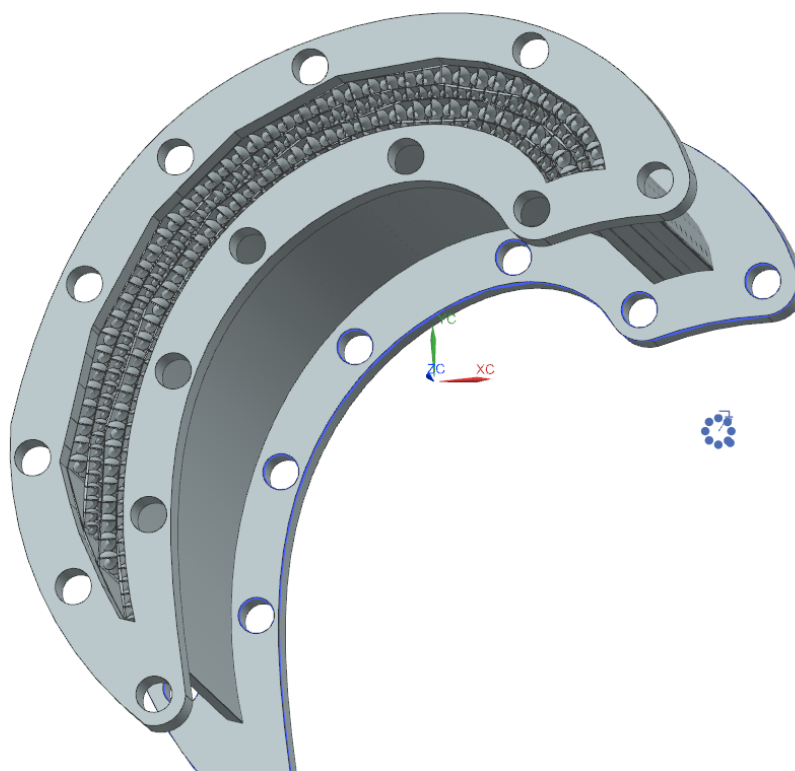


Рисунок 25 – Сегмент теплообменника-регенератора для испытаний

Из-за сложности подключения к стенду исходную модель преобразовали из спирального канала в прямоугольный аналогичной длины. Данные каналы расположены в корпусе, который обеспечивает перекрёстное течение теплоносителей (рисунок 26).

Для обеспечения целостности теплообменника-регенератора во время испытаний на корпусе были предусмотрены ребра жёсткости.

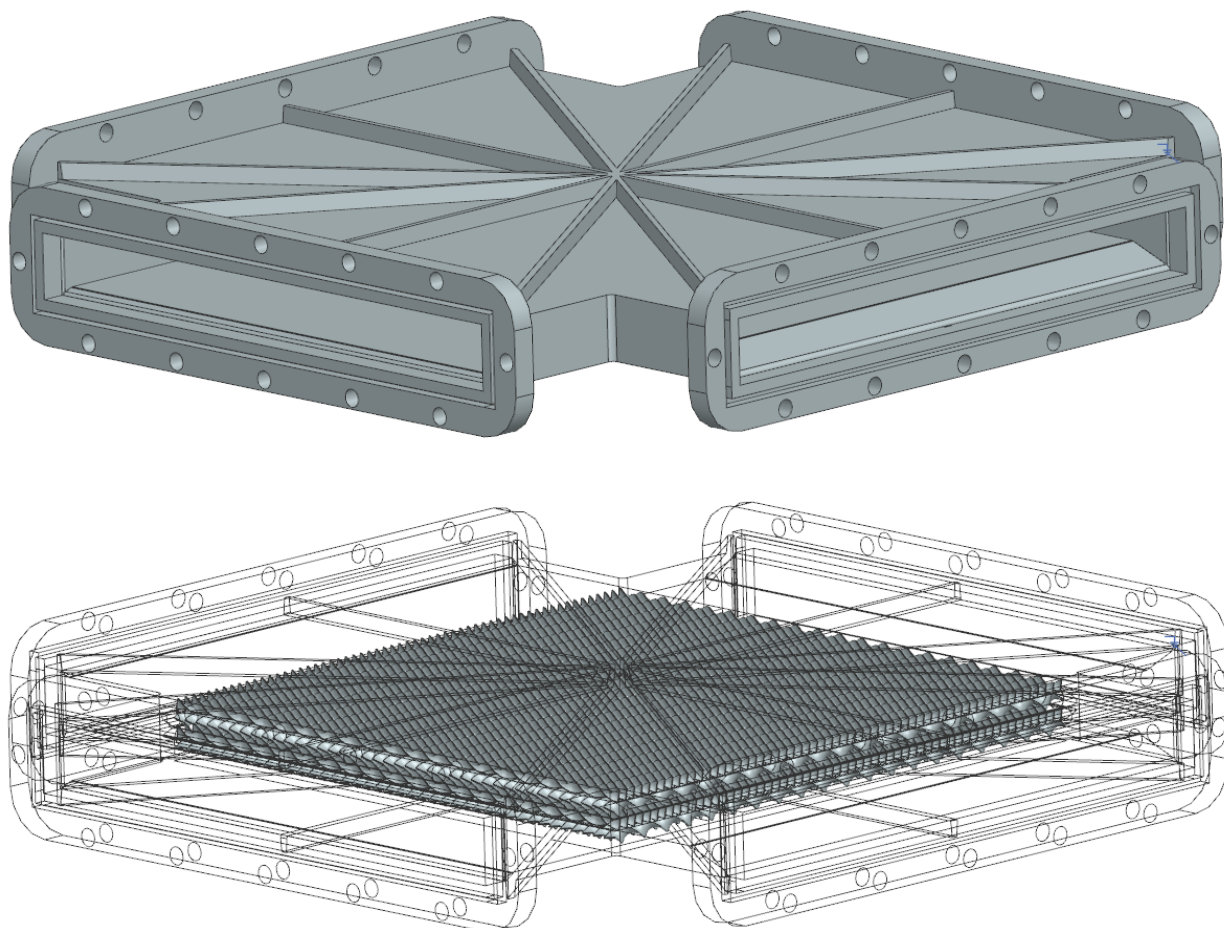


Рисунок 26 – Экспериментальный теплообменник-регенератор  
прямоугольной формы

### 2.2.3 Разработка фланцев с направляющими каналами для подключения экспериментального образца

Для подключения экспериментального теплообменника к стенду были спроектированы фланцы горячего (рисунок 27) и холодного (рисунок 28) контуров. Фланцы оснащены бобышками для установки датчиков температуры и давления. Для обеспечения герметичности предусмотрены проточки под медные прокладки.

Каждое фланцевое соединение фиксируется двенадцатью болтами М6×25 и соединяется с сильфонными компенсаторами резьбовым способом.

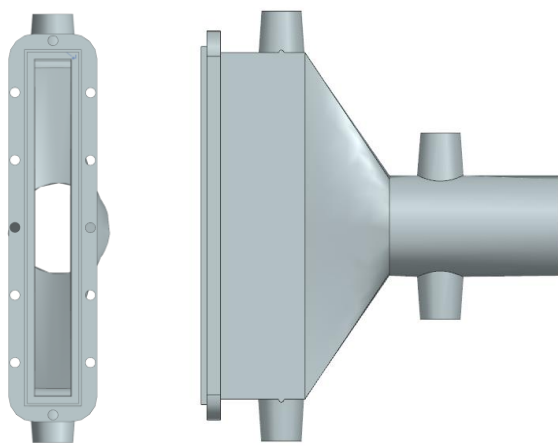


Рисунок 27 – Фланцы для горячего контура

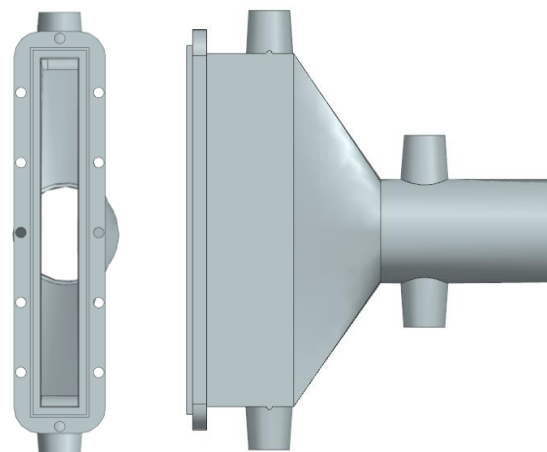


Рисунок 28 – Фланцы для холодного контура

Собранный образец представлен на рисунке 29.

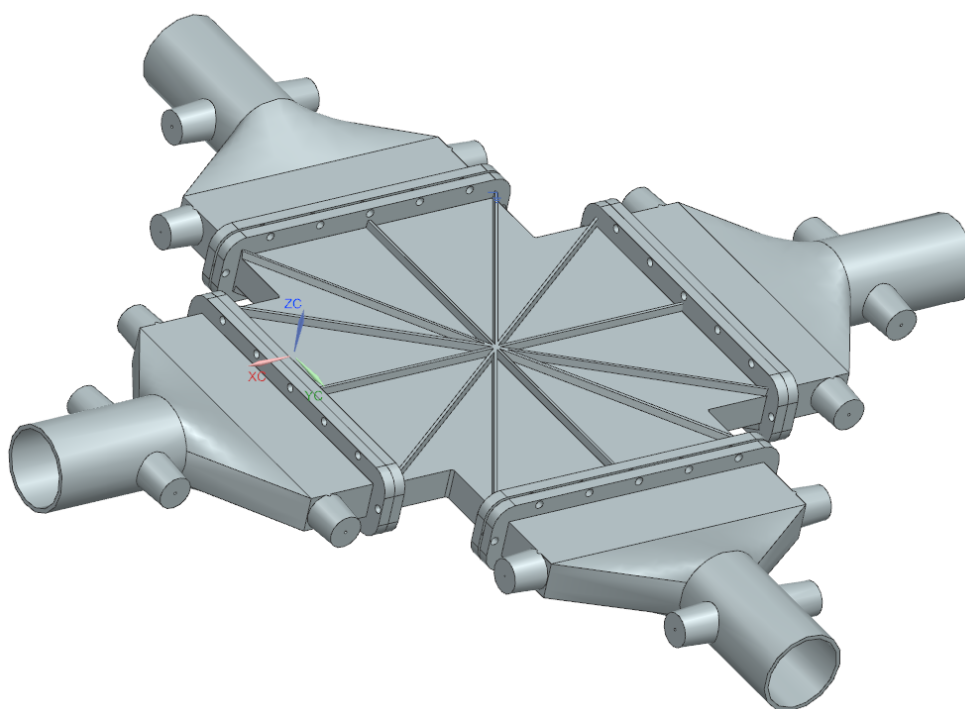


Рисунок 29 – Сборка экспериментального образца с фланцами

#### 2.2.4 Методика проведения испытаний, подготовка и обработка данных

##### Подготовка к испытаниям

Перед началом испытаний теплообменник-регенератор (рисунок 30) устанавливается на монтажный стол. Для минимизации тепловых потерь используются дистанционные проставки, уменьшающие контакт корпуса со

столом. Датчики давления и температуры устанавливаются вдоль линий подвода и отвода через фторопластовые уплотнения. Давление в контурах регулируется редукторами.

Высокоточные модули аналогового ввода обеспечивают проведение как синхронных, так и интервальных измерений, что важно для анализа переходных процессов.

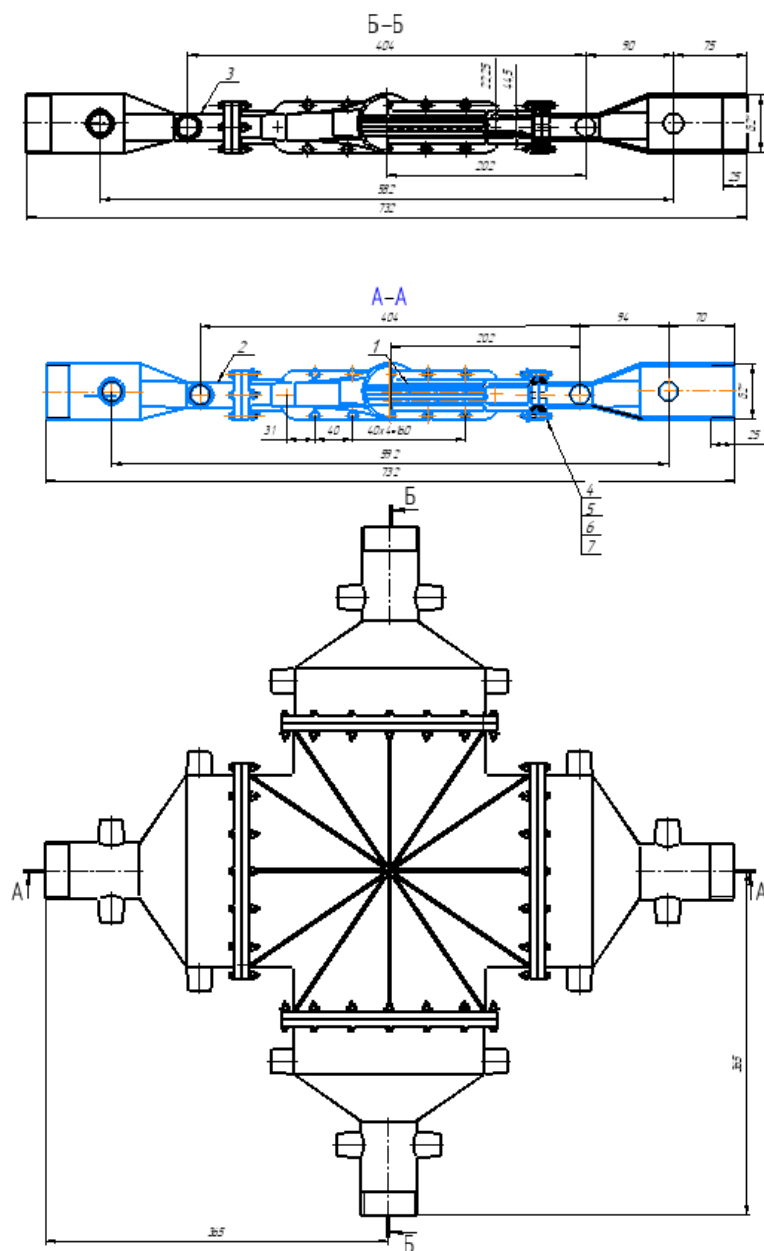


Рисунок 30 – Экспериментальный образец теплообменника - регенератора

## Система сбора и обработки данных

Регистрация и обработка данных осуществляется в программной среде MasterSCADA под управлением Windows 10. Аналого-цифровой преобразователь обеспечивает опрос до 8 каналов 4–20 мА с частотой до 330 Гц и точностью 0,1%.

Программа выполняет:

- сбор данных температуры и давления;
- коррекцию сигналов по калибровочным характеристикам;
- вывод данных в числовом и графическом виде;
- автоматическое или ручное масштабирование графиков;
- сохранение массива данных для последующего анализа.

Данная система обеспечивает надёжную экспериментальную базу для оценки теплогидравлических характеристик регенератора в контролируемых условиях.

### **2.3 Основные уравнения и модель турбулентности**

Несмотря на то, что течение внутри каналов оребрения имеет крайне сложный гидродинамический характер, в данном исследовании принят ряд обоснованных допущений для снижения вычислительной трудоёмкости численного моделирования. Процесс течения рассматривается как трёхмерный и стационарный, а рабочее тело моделируется в виде однофазной несжимаемой среды. Кроме того, все конструктивные поверхности, не участвующие в процессе целевого теплообмена, приняты адиабатическими, что полностью исключает передачу теплоты через них за счёт механизмов теплопроводности или теплового излучения.

Численное моделирование выполняется на основе уравнений Навье-Стокса, усреднённых по Рейнольдсу (RANS), при этом расчёт проводится для стационарного режима течения несжимаемого потока. Данная система уравнений решается совместно с уравнением сохранения энергии в сплошной среде. Теплофизические свойства рабочей среды принимаются полностью

однородными и постоянными во всей расчетной области, а влияние гравитационных сил ввиду его малости не учитывается.

Уравнение неразрывности:

$$\nabla \cdot u = 0 \quad (1)$$

где  $u$  — вектор скорости.

Уравнение количества движения (уравнение импульса):

$$\rho(u \cdot \nabla)u = -\nabla p + \nabla \cdot \left[ (\mu + \mu_t)(\nabla u + \nabla u^T) \right] \quad (2)$$

где  $p$  — давление,  $\mu$  — динамическая вязкость,  $\mu_t$  — турбулентная вихревая вязкость. Она рассчитывается с помощью выбранной модели турбулентности.

Уравнение энергии:

$$\rho c_p (u \cdot \nabla T) = \nabla \cdot \left[ \left( k + \frac{k_t}{Pr_t} \right) \nabla T \right] \quad (3)$$

где  $T$  — температура,  $c_p$  — удельная теплоемкость при постоянном давлении,  $k$  — теплопроводность,  $k_t$  — турбулентная теплопроводность,  $Pr_t$  — турбулентное число Прандтля.

Численное моделирование реализовано в программном комплексе ANSYS Fluent с применением стационарных методов вычислений. В качестве математической модели замыкания турбулентности выбрана двухпараметрическая модель BSL  $k-\omega$  (Baseline), базовые уравнения которой имеют следующий вид. По своей структуре модель BSL  $k-\omega$  аналогична стандартной модели  $k-\omega$ :

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho k) + \frac{\partial}{\partial x_i}(\rho k u_i) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left( \Gamma_k \frac{\partial k}{\partial x_j} \right) + G_k - Y_k + S_k + G_b \quad (4)$$

и

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho \omega) + \frac{\partial}{\partial x_i}(\rho \omega u_i) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left( \Gamma_\omega \frac{\partial \omega}{\partial x_j} \right) + G_\omega - Y_\omega + D_\omega + S_\omega + G_{\omega b} \quad (5)$$

В этих уравнениях член  $G_k$  представляет собой генерацию кинетической энергии турбулентности. Он определяется так же, как и в стандартной модели  $k-\omega$ , где  $G_\omega$  обозначает генерацию удельной скорости диссипации  $\omega$ ,  $\Gamma_k$  и  $\Gamma_\omega$

представляют эффективную диффузию параметров  $k$  и  $\omega$ ,  $Y_k$  и  $Y_\omega$  отражают диссипацию  $k$  и  $\omega$ . Параметр  $D_\omega$  представляет собой член перекрестной диффузии, переменные  $S_k$  и  $S_\omega$  являются пользовательскими источниками членами, параметры  $G_b$  и  $G_{\omega b}$  учитывают влияние сил плавучести.

## 2.4 Граничные условия и проверка сеточной независимости

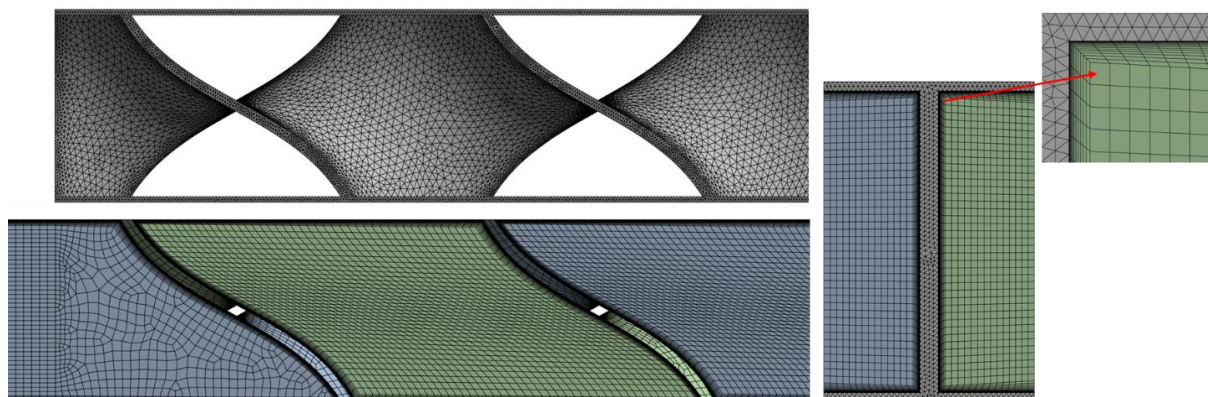
Строгое определение граничных условий является необходимым фактором для обеспечения высокой точности численного моделирования. В рамках данного исследования для повышения достоверности вычислений на входной границе расчетной области задан массовый расход теплоносителя, а на выходе установлено граничное условие по давлению со статическим значением, равным 310 000 Па. Число Рейнольдса рассчитывается по средней скорости потока, определяемой на основе скоростей на входе и выходе тестовой секции, а также плотности воздуха. Воздух моделируется как идеальный газ с постоянными теплофизическими свойствами: удельной теплоемкостью 1056 Дж/(кг·К), теплопроводностью 0,0475 Вт/(м·К) и динамической вязкостью 0,0000317 кг/(м·с). На левой и правой боковых границах области заданы условия гидродинамической и тепловой симметрии, а к верхней и нижней пластинам подводится постоянный тепловой поток плотностью 3 Вт/см<sup>2</sup> в соответствии со схемой, представленной на рисунке 31. Твердотельные конструктивные элементы теплообменного аппарата смоделированы из алюминия, обладающего высокой теплопроводностью.

На рисунке 31 представлена структура расчетной сетки, включающая в себя твердотельный и жидкостный домены. Твердотельный домен дискретизирован неструктурированной тетраэдрической сеткой, обеспечивающей необходимую геометрическую гибкость для точного описания сложных внутренних элементов теплообменного аппарата. В свою очередь, жидкостный домен покрыт преимущественно структурированной гексаэдрической сеткой, выбранной благодаря высокой точности

аппроксимации и численной стабильности, что позволяет эффективно разрешать сложные локальные поля течения.

Для точного разрешения пристенного течения построена сеточная модель пограничного слоя, состоящая из 15 слоев призматических элементов, прилегающих ко всем твердотельным стенкам в жидкостном домене. Толщина первого пристенного слоя задана строго из условия обеспечения безразмерного расстояния  $y^+$  менее единицы  $y^+ < 1$ , что позволяет точно описать вязкий подслой и локальные эффекты пристенной турбулентности. Генерация сетки выполнена в программном модуле ANSYS Meshing, где также был корректно настроен интерфейс сопряженного теплообмена, гарантирующий правильную двустороннюю передачу данных на границе раздела жидкой и твердой фаз. В зависимости от конструктивной и структурной сложности конкретных зон модели были применены дифференцированные размеры ячеек и коэффициенты их пространственного расширения, что позволило оптимизировать общее качество и топологическую плотность расчетной сетки.

В работе проведено исследование сеточной независимости путем систематического измельчения расчетной сетки и последующего сопоставления полученных теплогидравлических параметров. Итоговая топология сетки обеспечивает оптимальный баланс между вычислительной эффективностью и точностью численного решения, поскольку разница результирующих значений между последними последовательными шагами измельчения оказалась пренебрежимо малой.



## 2.5 Обработка данных

Характеристики гидравлических потерь и теплопередачи оребренных конфигураций теплообменника количественно описываются фактором Колберна  $j$  и коэффициентом трения Фаннинга  $f$ , представленных в уравнениях 6 и 7.

$$j = \frac{Nu}{Re Pr^{1/3}} \quad (6)$$

Переменные  $Nu$ ,  $Re$  и  $Pr$  обозначают числа Нуссельта, Рейнольдса и Прандтля. Формулы для их расчета представлены в уравнениях 10, 11 и 12.

$$f = \frac{D_h \Delta P}{2L \rho v^2} \quad (7)$$

Переменная  $\Delta P$  обозначает перепад давления между входом и выходом. Параметр  $D_h$  представляет собой гидравлический диаметр, который определяется уравнением 9. Переменная  $L$  указывает общую длину массива спиральных ребер. Переменная  $v$  представляет среднюю скорость потока.

$$\alpha = \frac{A}{V} \quad (8)$$

Переменная  $A$  представляет общую площадь теплопередачи. Параметр  $V$  обозначает объем теплообменника.

$$D_h = 4 \frac{A_c}{A} L \quad (9)$$

Переменная  $A$  представляет общую площадь теплопередачи. Параметр  $A_c$  обозначает минимальную площадь поперечного сечения потока.

$$Nu = \frac{h_f D_h}{\lambda} \quad (10)$$

Переменная  $h_f$  обозначает общий коэффициент теплоотдачи. Символ  $\lambda$  представляет теплопроводность жидкости.

$$\text{Re} = \frac{\rho v D_h}{\mu} \quad (11)$$

Параметр  $\rho$  представляет плотность жидкости. Переменная  $\mu$  обозначает динамическую вязкость.

$$\text{Pr} = \frac{\mu c_p}{\lambda} \quad (12)$$

Переменная  $c_p$  представляет удельную теплоемкость жидкости.

$$h_f = \frac{Q}{\Delta T_m A} \quad (13)$$

Переменная  $Q$  обозначает общее количество переданного тепла. Параметр  $\Delta T_m$  представляет средне логарифмический температурный напор, который рассчитывается по формуле 14.

$$\Delta T_m = \frac{(T_{w1} - T_{f1}) - (T_{w2} - T_{f2})}{\ln((T_{w1} - T_{f1}) - \ln(T_{w2} - T_{f2}))} \quad (14)$$

Комплексный показатель эффективности  $JF$  [33] определяется уравнением 15.

$$JF = \frac{j}{f^{1/3}} \quad (15)$$

Отношение фактора Колберна  $j$  к кубическому корню из коэффициента трения  $f^{1/3}$  служит надежным интегральным критерием эффективности, позволяющим комплексно оценить баланс между интенсивностью теплоотдачи и гидравлическими потерями. Данная функциональная зависимость напрямую учитывает кубическую связь между перепадом давления и требуемой мощностью на перекачку теплоносителя, что обеспечивает объективную и реалистичную оценку теплогидравлических характеристик исследуемых каналов при решении практических инженерных задач.

## 2.6 Тест на независимость сетки

Уменьшение линейного размера ячеек позволяет повысить точность результатов численного моделирования, однако это неизбежно влечет за собой существенное увеличение затрат вычислительных ресурсов. При достижении количеством элементов сетки определенного порогового предела дальнейшее уплотнение сеточного пространства оказывает пренебрежимо малое влияние на результирующие значения. Таким образом, оптимизация пространственного разрешения ячеек позволяет сократить время вычислений при полном сохранении прецизионной точности расчетов. Для проведения верификационного исследования сеточной независимости (Grid Independence Study) были выбраны две конфигурации: модель СПРТ с шагом обрешетки  $s = 3,5$  мм и модель ДСПРТ с шагом  $s = 4$  мм, при этом на рисунке 32(а) наглядно представлена кривая сеточной сходимости для структуры ДСПРТ.

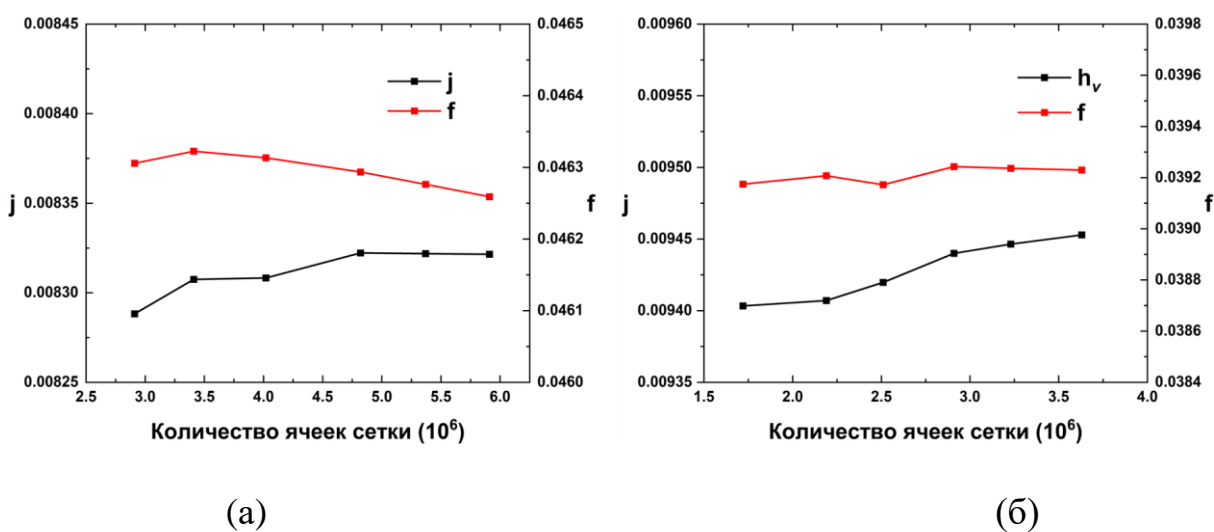


Рисунок 32 — Проверка сеточной независимости: (а) модель ДСПРТ с шагом ребра 4 мм; (б) модель СПРТ с шагом ребра 3,5 мм

При увеличении количества элементов сетки значения факторов  $j$  и  $f$  совершают незначительные колебания, причем разница между результирующими величинами оказывается крайне малой. Так, при росте числа элементов с 2,91 млн до 5,91 млн изменение значения  $j$  составляет всего 0,4%, а погрешность для параметра  $f$  равна 0,1%. На рисунке 32(б) отражены

аналогичные результаты верификации для модели СПРТ, где расхождения также пренебрежимо малы: относительное отклонение параметра  $j$  составляет 0,5%, а для коэффициента  $f$  не превышает 0,14% при увеличении количества ячеек с 1,72 млн до 3,63 млн. Теоретически любая из рассмотренных плотностей разбиения является приемлемой для получения достоверного решения, однако в данной работе в качестве базовых для модели СПРТ выбрана сетка из 2,51 млн элементов, а для модели ДСПРТ используется структура из 4,82 млн элементов. Поскольку базовый линейный размер ячеек строго зафиксирован, итоговое количество элементов для моделей с различным шагом орбрения несколько варьируется, но эта разница остается незначительной.

## **2.7 Верификация модели турбулентности**

Выбор модели турбулентности сильно влияет на численные результаты. Различные модели показывают разное распределение параметров потока внутри каналов, поэтому выбор адекватной расчетной модели имеет критическое значение.

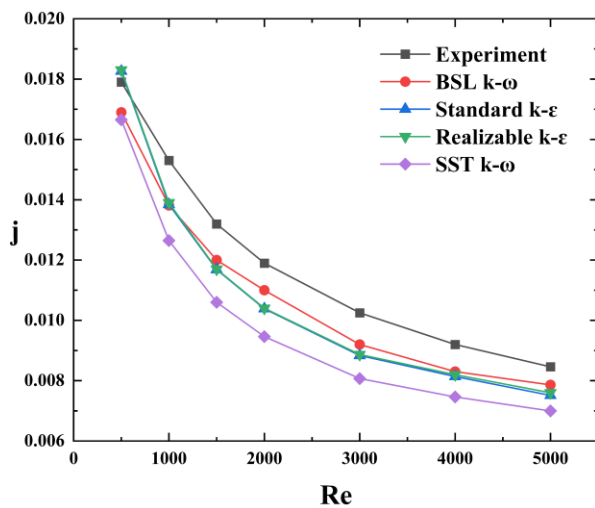
Для верификации численного решателя используются экспериментальные данные, полученные на специализированном стенде для базового тестового образца компактной матрицы. Базовый образец обладает гидродинамическим подобием с исследуемой спиральной структурой, при этом механизмы отрыва пограничного слоя и генерации вторичных вихревых структур в них полностью аналогичны, что позволяет надежно и объективно оценить точность применяемых численных алгоритмов.

В анализе участвуют четыре популярные модели турбулентности: Realizable  $k$ - $\epsilon$ , Standard  $k$ - $\epsilon$ , BSL  $k$ - $\omega$  и SST  $k$ - $\omega$ . Сравнение расчетных и экспериментальных данных представлено на рисунке 33.

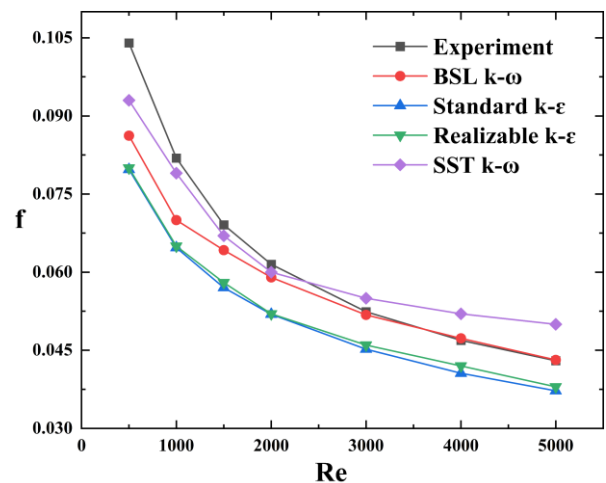
На рисунке 33(a) представлены результаты валидации для фактора Колберна  $j$ , указывающие на то, что все четыре исследуемые модели

турбулентности незначительно занижают тепловую мощность базового образца. При этом модель SST  $k-\omega$  характеризуется наибольшей погрешностью, в то время как ошибки вычислений остальных трех подходов практически идентичны, а минимальное расчетное отклонение демонстрирует модель BSL  $k-\omega$ , все значения которой лежат в пределах 10-процентного допуска.

Рисунок 33(б) отражает результаты верификации коэффициента трения  $f$ , где модели SST  $k-\omega$  и BSL  $k-\omega$  показывают высокую точность расчета гидравлического сопротивления с погрешностью менее 10%. В противоположность им модели Realizable  $k-\epsilon$  и Standard  $k-\epsilon$  существенно занижают величину потерь давления. На основе проведенного комплексного анализа двух ключевых параметров установлено, что модель BSL  $k-\omega$  обеспечивает наилучшее совпадение с данными физического эксперимента, ввиду чего она и была выбрана в качестве базового численного полуэмпирического метода для всех последующих исследований в данной работе.



(a)



(б)

Рисунок 33 — Верификация моделей турбулентности: (а) фактор Колберна  $j$ ; (б) коэффициент трения  $f$

## 2.8 Результаты и их обсуждение

### 2.8.1 Сравнение базового спирального ребра с волнообразным ребром

На рисунке 34(а) графические зависимости для фактора Колберна  $j$  представлены сплошной линией, а данные для коэффициента трения  $f$  показаны пунктирной линией, при этом исследование проведено в диапазоне чисел Рейнольдса от 1000 до 5000. Согласно результатам, приведенным на рисунке 34, характеристики интенсивности теплообмена модели со спиральным ребрением значительно превосходят аналогичные показатели для волнообразных ребер. Так, при числе Рейнольдса  $Re = 5000$  коэффициент трения модели спирального ребра на 19,75% выше показателя волнообразного ребра, однако при этом фактор Колберна оказывается выше на 42,33%, а комплексный интегральный показатель теплопередачи возрастает на 34,03%. При уменьшении числа Рейнольдса преимущества спиральных ребер становятся еще более очевидными: в ламинарной области при  $Re = 1000$  комплексный показатель эффективности теплообмена увеличивается на 70,47%. Таким образом, уменьшение числа Рейнольдса постоянно усиливает указанные преимущества, что доказывает, что модель спирального пластинчато-ребристого теплообменника (СПРТ) обладает значительным потенциалом для интенсификации теплообмена, а данная инновационная конструкция требует проведения дополнительных исследований, необходимых для точного определения влияния ключевых конструктивных параметров.

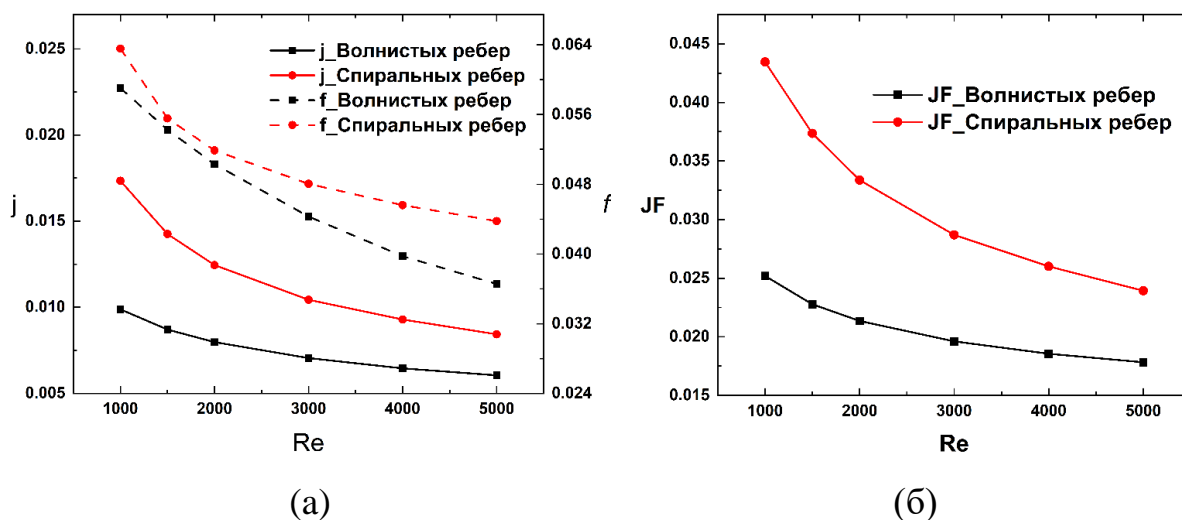


Рисунок 34 — Сравнение тепло гидравлических характеристик базового спирального ребра и традиционного волнообразного ребра

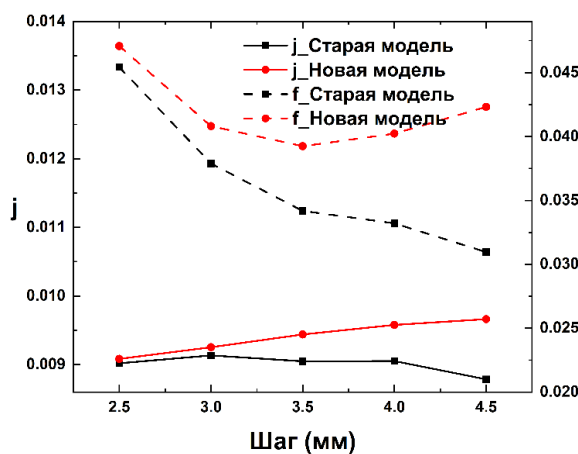
## 2.8.2 Сравнение двух методов формообразования СПРТ

Исходная базовая модель использует геометрические параметры  $C_1$  и  $C_2$ , которые определяют результирующую геометрию СПРТ через технологические процессы обрезки и заполнения профиля. При этом изменение толщины обрезки с обеих сторон конструкции обозначается как параметр  $C_2$ , что позволяет формировать расчетные модели СПРТ с различным шагом оребрения. В противоположность этому в данной работе представлена усовершенствованная модель СПРТ, созданная с помощью разработанного уникального метода непосредственного формообразования. На рисунке 35 представлено подробное сопоставление гидравлических потерь и характеристик теплопередачи для двух модификаций моделей СПРТ с различным шагом ребер, при этом количественная оценка их эффективности проводится при фиксированном числе Рейнольдса, равном 4000.

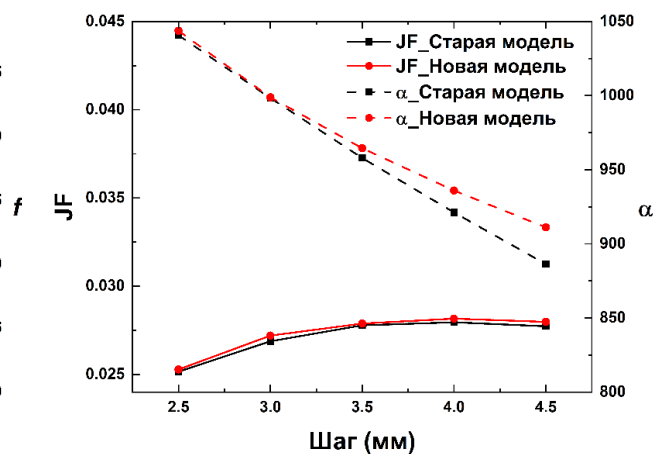
На Рисунке 35(а) представлено подробное сопоставление фактора Колберна  $j$  и коэффициента трения  $f$  для рассматриваемых геометрий. Установлено, что увеличение шага оребрения в диапазоне от 2,5 мм до 4,5 мм существенно усиливает преимущество новой модели СПРТ по фактору  $j$ , при этом разница между сравниваемыми вариантами возрастает с 0,7% до 9,9%. В

то же время коэффициент трения  $f$  не демонстрирует монотонного и равномерного снижения при увеличении шага ребер: детальный анализ выявляет четкую точку минимума при значении шага, равном 3,5 мм, после чего наблюдается нелинейный характер изменения гидравлического сопротивления. Данный факт строго доказывает существование оптимального шага оребрения, который минимизирует общие потери давления в новой разработанной конструкции спирального ребра.

На рисунке 35(б) показаны интегральные характеристики теплопередачи обеих исследуемых моделей, которые по своим значениям оказываются практически идентичными. Тем не менее новая модель спирального ребра демонстрирует существенно повышенную компактность, что физически объясняется её полностью заполненной структурой и увеличенной площадью поверхности ребер. В частности, показатель компактности нового СПРТ улучшен на 2,81% по сравнению с исходной базовой моделью при шаге ребер 4,5 мм, что подтверждает, что новый СПРТ является более совершенным и эффективным по сравнению со старой геометрической конструкцией. Полные сравнительные показатели компактности для всех исследованных моделей подробно сведены и представлены в Таблице 4.



(а)

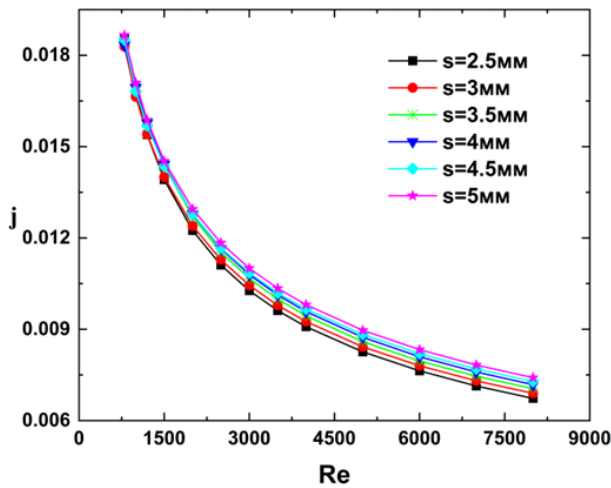


(б)

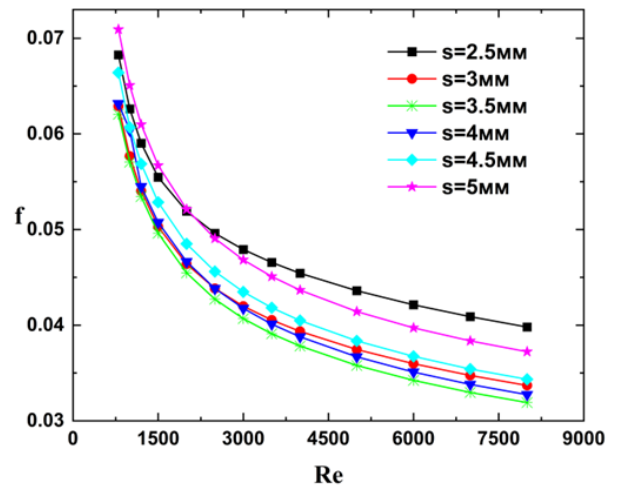
Рисунок 35 — Сравнение гидравлических потерь и теплопередачи двух моделей СПРТ, созданных разными методами формообразования ( $Re = 4000$ ): (а) факторы  $j$  и  $f$ ; (б) общая эффективность теплопередачи

### 2.8.3 Влияние различного шага ребер на характеристики СПРТ и ДСПРТ

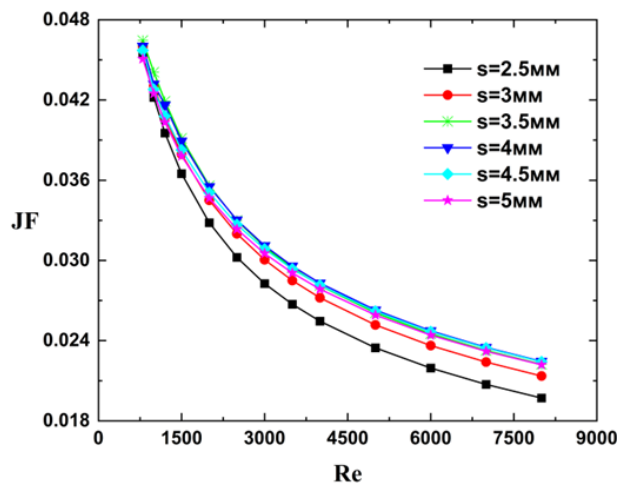
Все геометрические параметры исследуемой модели оставались строго неизменными, за исключением шага оребрения, для которого в работе было подробно исследовано 13 точек данных в диапазоне от 2,5 мм до 5 мм. Вычислительный эксперимент проводился в диапазоне чисел Рейнольдса от 800 до 8000, а полученные результирующие теплогидравлические характеристики данных моделей наглядно представлены на рисунке 36. Установлено, что шаг ребер оказывает существенное влияние на итоговую теплогидравлическую эффективность каналов. В частности, рисунок 36(а) наглядно демонстрирует монотонное снижение фактора  $j$  при увеличении числа Рейнольдса, при этом величина фактора  $j$  закономерно уменьшается по мере сокращения шага ребер. Стоит отметить, что характер изменения фактора  $j$  для моделей СПРТ при различных шагах ребер остается стабильным во всем исследованном диапазоне, а при фиксированном числе Рейнольдса  $Re = 5000$  фактор Колберна  $j$  увеличивается на 8,6% при расширении шага ребер с 2,5 мм до 5 мм.



(а) j-фактор при различном шаге



(б) f-фактор при различном шаге



(в) JF-фактор при различном шаге

Рисунок 36 — Влияние шага ребер на теплогидравлические характеристики СПРТ

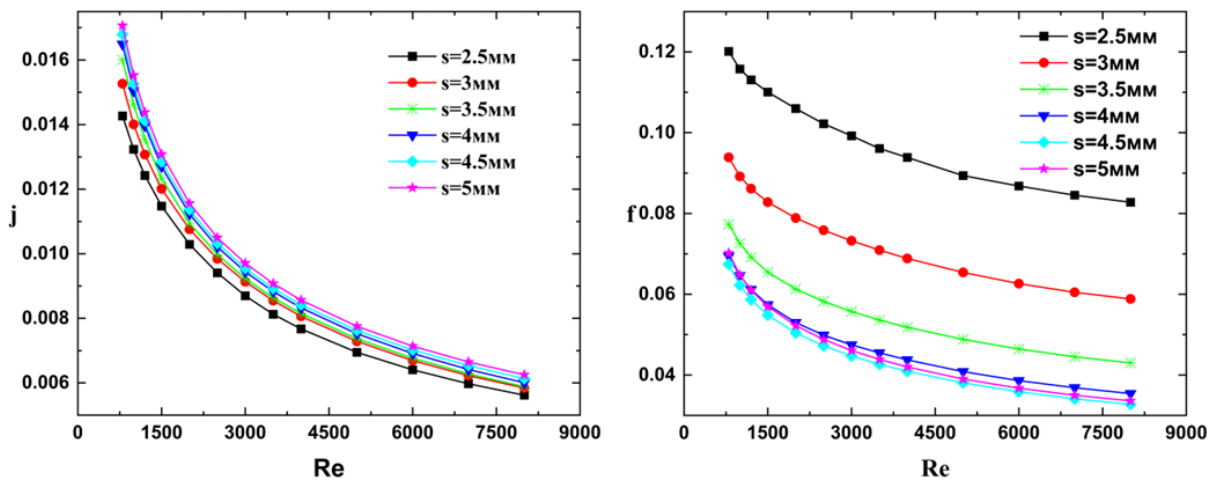
Поведение коэффициента трения  $f$  характеризуется более сложной физической тенденцией по сравнению с фактором  $j$ . В частности, в диапазоне шага оребрения от 2,5 мм до 3,5 мм увеличение расстояния между ребрами приводит к монотонному снижению коэффициента  $f$ , однако за пределами данного интервала гидравлическое сопротивление начинает возрастать по мере дальнейшего увеличения шага. Так, при фиксированном числе Рейнольдса  $Re = 5000$  коэффициент трения  $f$  достигает своего минимального значения, равного 0,0358, при шаге ребер 3,5 мм, в то время как при последующем укрупнении шага до 4 мм, 4,5 мм и 5 мм величина  $f$  закономерно увеличивается на 2,5%, 7,2% и 15,7% соответственно. Как показано на Рисунке 36(в), максимальные значения комплексного критерия эффективности  $JF$

достигаются при конфигурациях с шагом ребер 3,5 мм и 4 мм, причем относительная разница между ними не превышает 1% во всем исследованном диапазоне чисел Рейнольдса. При этом в области низких чисел Рейнольдса превосходные характеристики демонстрирует шаг 3,5 мм, тогда как в режиме высоких чисел Рейнольдса более предпочтительным становится шаг 4 мм. Принимая во внимание, что увеличение шага оребрения в спиральных пластинчато-ребристых теплообменниках (СПРТ) неизбежно ведет к снижению их компактности, необходимость строгого баланса между результирующими тепловыми характеристиками и структурной плотностью аппарата ограничивает оптимальный шаг ребер СПРТ компромиссным значением 3,5 мм.

Сравнительный анализ характера изменения фактора  $j$  для двухспиральных (ДСПРТ) и односпиральных (СПРТ) конфигураций выявляет схожие физические тенденции, зависящие от числа Рейнольдса и шага оребрения. На рисунке 37(а) наглядно продемонстрировано монотонное снижение фактора  $j$  по мере сокращения шага ребер в условиях роста числа Рейнольдса. В свою очередь, рисунок 37(б) иллюстрирует влияние изменения шага ребер на коэффициент трения  $f$ , при этом модель ДСПРТ демонстрирует наименьший коэффициент гидравлических потерь при шаге оребрения, равном 4,5 мм, тогда как дальнейшее уменьшение шага ведет к значительному росту сопротивления. Так, при фиксированном числе Рейнольдса  $Re = 5000$  коэффициент  $f$  составляет 0,0381 для шага ребер 4,5 мм, а при последовательном уменьшении шага до 4 мм, 3,5 мм, 3 мм и 2,5 мм величина гидравлического сопротивления закономерно возрастает на 7,3%, 28,3%, 71,8% и 134,7% соответственно, что подтверждает, что меньший шаг ребер в модели ДСПРТ провоцирует критическое увеличение потерь давления.

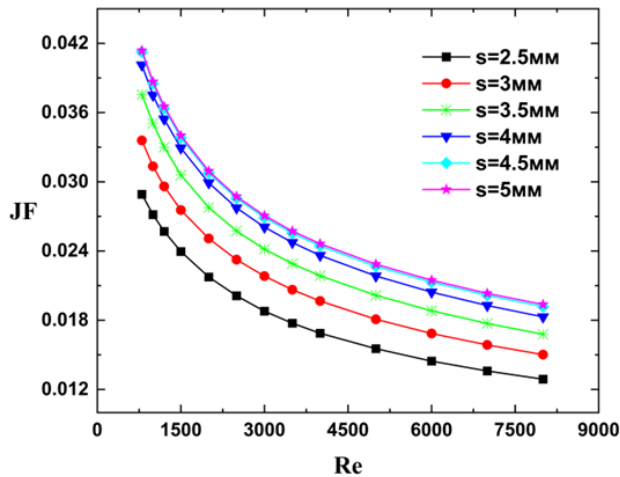
На рисунке 37(в) представлено распределение комплексного показателя эффективности  $JF$  для моделей ДСПРТ при различных шагах оребрения, где наивысший показатель эффективности во всем исследованном диапазоне

достигается при шаге ребер, равном 5 мм. Стоит отметить, что значение критерия JF для конфигурации с шагом 4,5 мм характеризуется пренебрежимо малой разницей по сравнению с лидером. При фиксированном числе Рейнольдса  $Re = 5000$  комплексный показатель JF для шагов ребер 4,5 мм, 4 мм, 3,5 мм, 3 мм и 2,5 мм последовательно снижается по сравнению со значением для базовой 5-миллиметровой модели, при этом падение эффективности составляет строго 0,83%, 4,44%, 11,80%, 20,89% и 32,03% соответственно.



(a) j-фактор при различном шаге

(б) f-фактор при различном шаге



(в) JF-фактор при различном шаге

Рисунок 37 — Влияние шага ребер на теплогидравлические характеристики ДСПРТ

Таким образом, дальнейшее уменьшение шага ребер вызывает лавинообразное и быстрое падение комплексного показателя эффективности, что позволяет сделать вывод, что шаг ребер более 4,5 мм является наиболее

благоприятным для оптимизации теплогидравлических характеристик ДСПРТ. Чрезмерно узкое расстояние между ребрами провоцирует колоссальный рост потерь давления, что критически снижает общую термодинамическую эффективность аппарата и требует исключительно осторожного и взвешенного выбора данного геометрического параметра в реальных инженерных приложениях.

#### 2.8.4 Сравнение характеристик ДСПРТ и СПРТ

Внедрение завихрителей потока представляет собой высокоэффективный метод интенсификации теплообмена, основанный на генерации вторичных течений в виде вихревых структур, которые уменьшают толщину пограничного слоя и перераспределяют профили локальной скорости вблизи теплообменных поверхностей, что существенно увеличивает общую интенсивность теплоотдачи. Однако ключевой проблемой применения классических спиральных ребер в компактных пластинчато-ребристых теплообменниках является их относительно низкая компактность. Несмотря на то, что спиральные ребра характеризуются высоким значением фактора Колберна  $j$ , указывающим на превосходную способность к теплопередаче, их общая системная эффективность в практических инженерных приложениях остается сильно ограниченной. Традиционное круглое поперечное сечение существенно сужает область применения данных структур, из-за чего они преимущественно используются внутри круглых труб, а не в пластинчато-ребристых аппаратах. Реализованные в настоящей работе стратегии уменьшения шага ребрения и перехода к концепции двуспиральных ребер (ДСПРТ) успешно решают указанную проблему, обеспечивая значительное повышение компактности и интенсивности теплообмена. Для проведения глубокого сравнительного анализа в данном подразделе сопоставляются модель ДСПРТ с шагом ребер 4,5 мм и модель СПРТ с шагом ребер 2,5 мм, которые для удобства дальнейшего описания обозначаются как Модель 1 и Модель 2 соответственно.

На рисунке 38(а) наглядно продемонстрировано превосходство фактора  $j$  Модели 2 над показателями Модели 1 во всем исследованном диапазоне чисел Рейнольдса. При этом коэффициент гидравлических потерь  $f$  Модели 2 оказывается ниже аналогичного параметра Модели 1 только в ламинарной области при числах Рейнольдса 1000 и 2000, тогда как дальнейшее интенсификация режима течения выявляет явное преимущество Модели 1 по уровню гидравлического сопротивления. Данное преимущество становится все более выраженным по мере роста скорости потока, поскольку увеличение числа Рейнольдса закономерно повышает гидравлическое превосходство Модели 1.

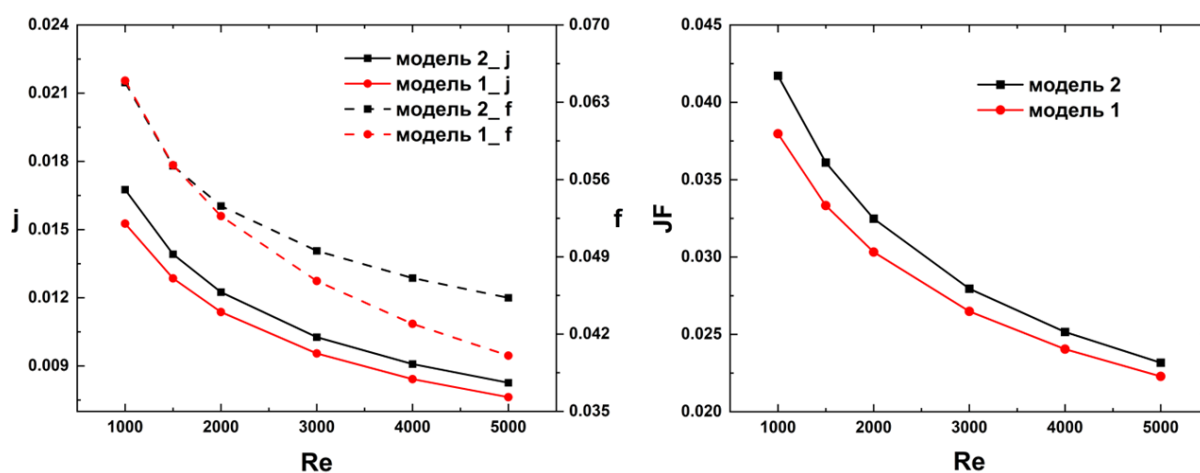


Рисунок 38 — Сравнение теплогидравлических характеристик моделей ДСПРТ (модель 1, шаг 4,5 мм) и СПРТ (модель 2, шаг 2,5 мм): (а) фактор Колберна  $j$  и коэффициент трения  $f$ ; (б) комплексный показатель эффективности  $JF$

На рисунке 38(б) проиллюстрировано сопоставление комплексных показателей эффективности, согласно которому рост числа Рейнольдса способствует постепенному сокращению разрыва между комплексными критериями эффективности двух рассматриваемых конфигураций. Так, при числе Рейнольдса  $Re = 1000$  фактор  $JF$  Модели 2 на 9,9% превышает показатель Модели 1, однако при увеличении числа Рейнольдса до 5000 фактор  $JF$  Модели 2 оказывается лишь на 4,0% больше значения для Модели 1. Данная разница продолжает стабильно снижаться при росте скорости

потока, достигая минимального значения, равного всего 2,67%, при числе Рейнольдса  $Re = 8000$ . Принимая во внимание, что объемная компактность Модели 1 на 31,3% превышает компактность Модели 2, можно сделать вывод, что конфигурация с двуспиральным оребрением существенно эффективнее повышает удельную плотность аппарата по сравнению с традиционной конструкцией одинарного спирального ребра, а сопутствующее незначительное снижение комплексного фактора  $JF$  признается полностью оправданным и технически допустимым.

## **2.9 Обсуждение результатов**

### **2.9.1 Компактность и теплопередача**

Объемная компактность выступает критически важным фактором при оценке эффективности пластинчато-ребристых теплообменных аппаратов, поскольку ее увеличение напрямую связано с ростом площади теплопередачи на единицу объема, что существенно повышает общую производительность системы. В таблице 4 приведен подробный анализ значений компактности для всех 12 исследованных геометрических конфигураций, где данные величины определяются как отношение общей площади поверхности теплообмена к занимаемому объему. Ключевой целью уменьшения шага оребрения и внедрения двухспиральной архитектуры (ДСПРТ) являлось радикальное повышение компактности базового спирального теплообменника (СПРТ).

Данные, систематизированные в таблице 4, убедительно подтверждают значительное увеличение удельной площади поверхности в моделях ДСПРТ, причем этот структурный эффект намного превосходит результаты простого варьирования шага ребер. Так, уменьшение шага ребер базового СПРТ в два раза (с 5 мм до 2,5 мм) увеличивает компактность аппарата на 17,3%, в то время как переход к модели ДСПРТ даже при максимальном шаге ребер 5 мм обеспечивает прирост компактности на 49,7% по отношению к исходному СПРТ.

Прямое сопоставление двух наиболее эффективных конфигураций позволяет зафиксировать их конкретные геометрические параметры: так, модель ДСПРТ с шагом оребрения 4,5 мм характеризуется коэффициентом компактности  $\alpha = 1370,07$ , в то время как модель СПРТ с шагом 2,5 мм имеет коэффициент компактности, равный всего 1043,69. Несмотря на то, что модель ДСПРТ демонстрирует незначительно меньший комплексный критерий эффективности  $JF$  по сравнению со спиральным аналогом, существенно более высокая удельная площадь поверхности обеспечивает ей колоссальное преимущество в реальных инженерных задачах. Высокая плотность компоновки модели ДСПРТ гарантирует более эффективную теплоотдачу в меньшем рабочем объеме, что делает данную двухспиральную архитектуру оптимальным выбором для интеграции в системы с жесткими ограничениями по габаритным размерам и общей эффективности.

Таблица 4 — Сравнительный анализ коэффициента компактности ( $\alpha$ ) исследуемых моделей СПРТ и ДСПРТ

СПРТ	площадь теплообмена / общий объем $\alpha(\text{м}^2/\text{м}^3)$	ДСПРТ	площадь теплообмена / общий объем $\alpha(\text{м}^2/\text{м}^3)$
s=2.5 мм	1043.69	s=2.5 мм	1607.33
s=3 мм	998.86	s=3 мм	1519.22
s=3.5 мм	964.57	s=3.5 мм	1461.81
s=4 мм	936.00	s=4 мм	1412.17
s=4.5 мм	911.19	s=4.5 мм	1370.07
s=5 мм	890.07	s=5 мм	1332.73

## 2.9.2 Анализ поля течения

Двухспиральный пластинчато-ребристый теплообменный аппарат (ДСПРТ) представляет собой качественно новую геометрическую конфигурацию, демонстрирующую уникальный характер гидродинамического течения и пространственного распределения полей скорости в жидкостном домене. На рисунке 39 детально иллюстрируются

структура оребрения и динамика потока для моделей СПРТ и ДСПРТ. Общая геометрическая длина тестовой секции составляет 60 мм, при этом длина центральной рабочей зоны равна 30 мм. Особый исследовательский интерес представляет диапазон от 30 мм до 35 мм, который наглядно демонстрирует локальную трансформацию формы каналов и изменение соответствующих характеристик течения. В пределах данной критической зоны были выбраны шесть последовательных поперечных сечений с фиксированным шагом 1 мм (расположенных на отметках 30 мм, 31 мм, 32 мм, 33 мм, 34 мм и 35 мм), сопоставление которых позволяет провести комплексный анализ поведения рабочей среды и её физического взаимодействия со спиральными ребрами.

Спиральные ребра равномерно распределены вдоль направления течения по всей длине тестовой секции, и данная геометрическая однородность гарантирует полную идентичность пространственного распределения линий тока в каждом конструктивном цикле. На рисунке 39(а) представлен характер распределения линий тока в шести выбранных поперечных сечениях для конфигурации с шагом оребрения 4,5 мм при фиксированном числе Рейнольдса  $Re = 3000$ . Совокупность выбранных параметров обеспечивает возможность прецизионного детального изучения локальной гидродинамики и интенсивности теплообмена внутри каналов ДСПРТ.

Анализ полей скорости, представленных на рисунке 39(б), выявляет разделение рабочей среды на четыре изолированных потока, движущихся по винтовым траекториям. Данное спиральное движение генерирует мощные вторичные течения, которые играют ключевую роль в общем механизме теплообмена, радикально изменяя распределение локальных скоростей вблизи стенок каналов. Вторичные течения эффективно перераспределяют поток теплоносителя и существенно улучшают поперечное перемешивание слоев, что приводит к значительному уменьшению толщины пограничного слоя. В свою очередь, сформированный тонкий пограничный слой интенсифицирует

теплоотдачу и минимизирует термическое сопротивление на границе раздела между рабочей средой и поверхностью теплообменного аппарата.

Уникальная спиральная структура потока обеспечивает существенное увеличение активной площади теплообмена, при этом непрерывная циркуляция рабочей среды по винтовой траектории повышает эффективность и равномерность теплоотдачи, что напрямую увеличивает общие тепловые характеристики аппарата. Подробный анализ гидродинамических характеристик в каналах ДСПРТ полностью подтверждает технические преимущества концепции двуспирального оребрения, которая значительно улучшает структуру течения и интенсифицирует теплообмен, представляя собой важное достижение в технологии проектирования компактных теплообменных аппаратов.

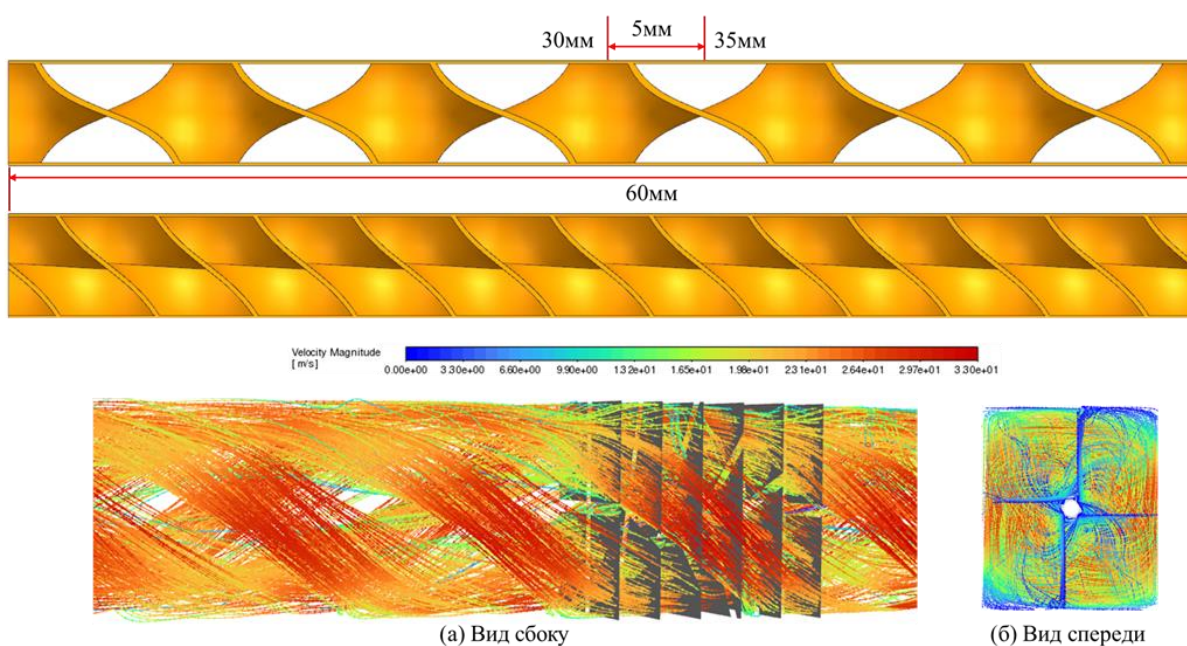


Рисунок 39 — Структура ребер и динамика потока в моделях СПРТ и ДСПРТ ( $Re = 3000$ , шаг ребер 4,5 мм): (а) распределение линий тока в шести поперечных сечениях канала; (б) контуры распределения скорости и визуализация вторичных течений

Предложенная модель ДСПРТ обладает комплексом существенных преимуществ по сравнению с традиционными пластинчато-ребристыми

теплообменниками, где главным достоинством выступает способность генерировать устойчивые интенсивные вихревые структуры в поле течения. Генерация вихрей повышает общую эффективность теплопередачи за счет усиления межслойного перемешивания и роста интенсивности турбулентности. Спиральная архитектура ребер формирует уникальные поперечные сечения вдоль направления течения, характеризующиеся переменными геометрическими формами. Подобные локальные геометрические трансформации оказывают глубокое влияние на пространственное распределение полей скорости, позволяя детально описать физику гидродинамических процессов в различных пространственных координатах вдоль канала ДСПРТ.

На рисунках 40 и 41 представлено пространственное распределение полей скорости в каналах модели ДСПРТ с шагом оребрения 5 мм и 2,5 мм при фиксированном числе Рейнольдса  $Re = 3000$ . Особое исследовательское значение имеет осевой диапазон от 30 мм до 35 мм, позволяющий наглядно визуализировать локальные трансформации геометрии проточного канала, поскольку именно между данными сечениями полностью формируется базовый периодический цикл течения в двухспиральной структуре. Установлено, что при шаге ребер, равном 5 мм, их высота соответствует расстоянию между ними, что обеспечивает относительно плавное и равномерное изменение площади проходного поперечного сечения вдоль направления движения потока. В диапазоне поперечных сечений от 30 мм до 32 мм генерируемое вторичное течение направлено непосредственно к высокоскоростной зоне локального поля течения. Это вторичное течение вызывает непрерывное динамическое смещение высокоскоростной зоны, что оказывает прямое влияние на толщину пристенного гидродинамического пограничного слоя, заставляя её постоянно изменяться во времени и пространстве. В результате высокотемпературный воздух из пограничного слоя интенсивно перемешивается с более холодным потоком из ядра, что

существенно усиливает циклонный эффект и повышает локальную способность теплообменной стенки к теплоотдаче. При переходе к диапазону сечений от 32 мм до 35 мм характер движения меняется: вторичное течение начинает отклоняться от высокоскоростной зоны и смещается непосредственно к стенкам канала. Данное гидродинамическое поведение приводит к заметному уменьшению толщины пристенного пограничного слоя, способствуя интенсивному переносу теплоты от твердой поверхности к рабочей среде. Локальное уменьшение толщины пограничного слоя значительно повышает общую тепловую эффективность аппарата ДСПРТ, поскольку тонкий подслои снижает термическое сопротивление и обеспечивает более быстрый теплообмен между стенкой и теплоносителем.

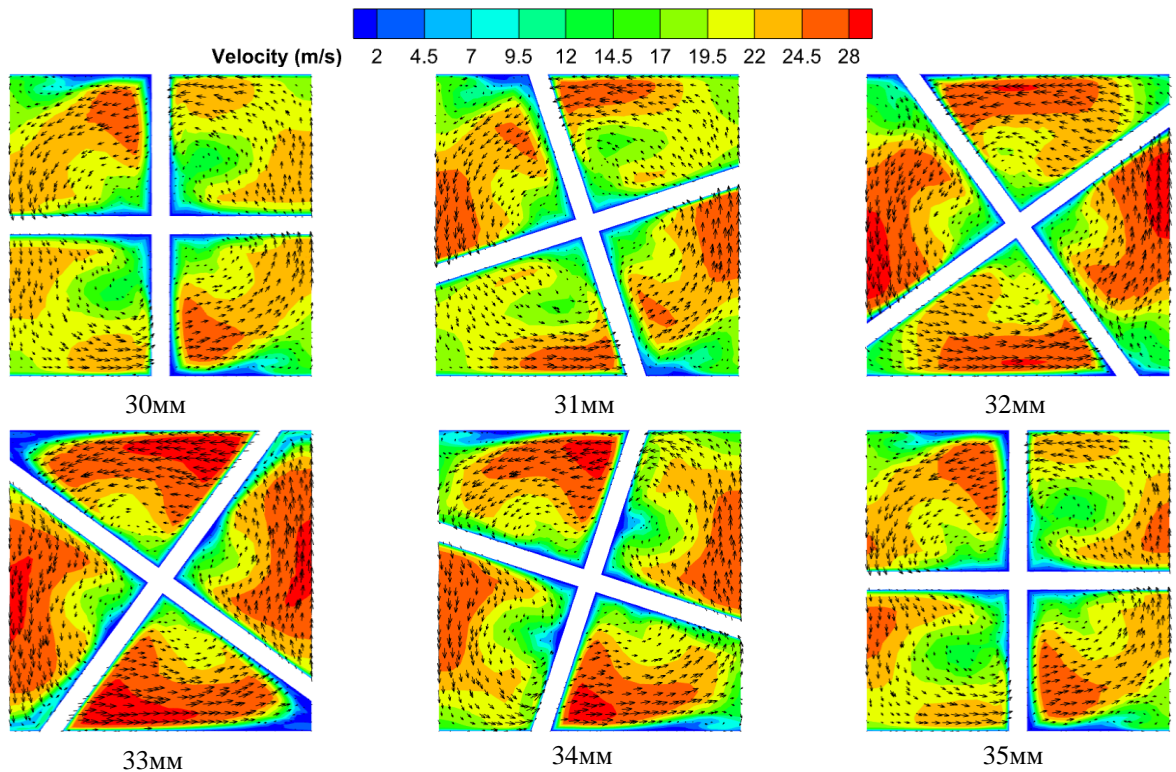


Рисунок 40 — Распределение скорости в модели ДСПРТ при шаге ребер 5 мм ( $Re = 3000$ , диапазон сечений 30–35 мм)

На рисунке 41 представлено пространственное распределение полей скорости для модели ДСПРТ с уменьшенным шагом оребрения, составляющим 2,5 мм, анализ которого строго доказывает неизменность

фундаментального механизма генерации вихревых структур, обусловленного самой архитектурой двойных спиральных ребер. Сокращение шага ребер оказывает пренебрежимо малое влияние на качественную природу закрутки потока, однако стесненная геометрия существенно изменяет площадь проходного сечения канала по длине, что провоцирует значительные колебания в распределении локальных скоростей. В частности, площадь проходного сечения в окрестности координатных отметок 32 мм и 33 мм заметно сужается, приводя к образованию зон экстремально высокой скорости потока вследствие локального сужения канала, при котором рабочая среда вынужденно ускоряется при прохождении данных узких участков.

В то же время в других пространственных областях поперечных сечений четко фиксируются выраженные зоны низких скоростей, указывающие на локальные участки со сниженным уровнем кинетической энергии рабочей среды. Данный гидродинамический дефицит закономерно вызывает падение интенсивности конвективного теплообмена. Итоговое разделение локального поля течения на контрастные высокоскоростные и низкоскоростные области формирует сложную пространственную картину потока, которая оказывает прямое влияние как на результирующую эффективность теплоотдачи, так и на величину гидравлических потерь давления в системе.

Высокоскоростные зоны, способствуя интенсификации теплоотдачи в модели с шагом оребрения 2,5 мм, одновременно с этим неизбежно вызывают значительное увеличение гидравлического сопротивления. Высокие локальные скорости потока в пристенной области приводят к росту касательных напряжений, что провоцирует резкое увеличение перепада давления во всем объеме теплообменного аппарата. Необходимость обеспечения строгого баланса между улучшенными теплообменными характеристиками и возросшими гидравлическими потерями выступает важнейшим фактором проектирования теплообменников при решении практических инженерных задач, а результирующие значения фактора

Колберна  $j$  и коэффициента трения  $f$  для обеих исследованных моделей наглядно подчеркивают жесткий характер данного компромисса.

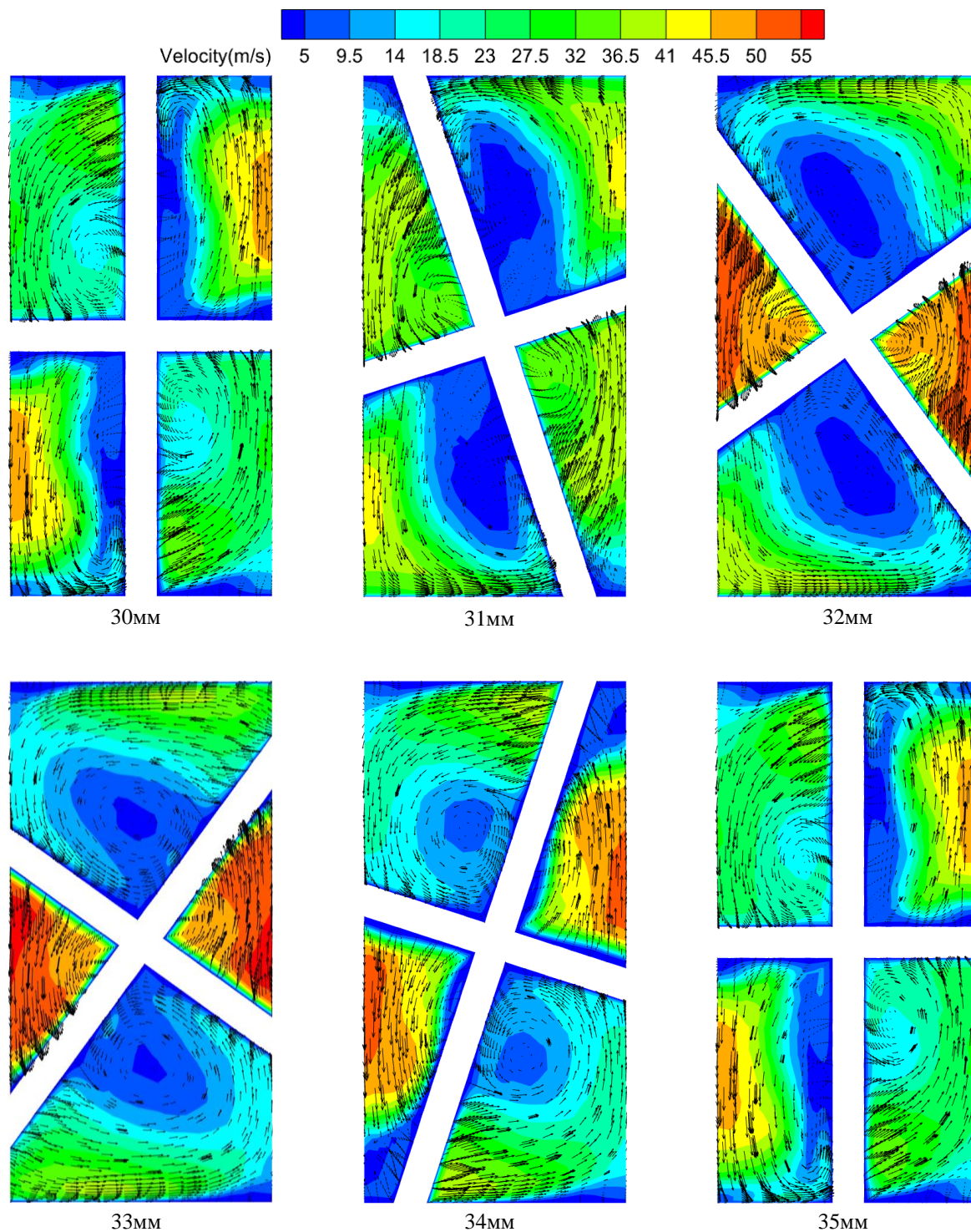


Рисунок 41 — Распределение скорости в модели ДСПРТ при шаге ребер 2,5 мм ( $Re = 3000$ , диапазон сечений 30–35 мм)

В то время как фактор Колберна  $j$ , характеризующий эффективность конвективного теплообмена, принимает высокие значения в модели с уменьшенным шагом оребрения за счет возросшего уровня турбулентности и интенсивного межслойного перемешивания в поле течения, коэффициент трения  $f$  отражает сопутствующие гидравлические потери и перепад давления, заметно возрастающие по мере стеснения каналов. Значительный рост потерь давления делает малые шаги ребер менее предпочтительными с точки зрения гидродинамики, поскольку избыточное гидравлическое сопротивление критически снижает общую термодинамическую производительность системы.

Проведенный анализ показывает, что главной причиной интенсификации теплообмена в спиральных ребрах является генерация вторичных течений и вихревых структур, которые разрушают пристенный пограничный слой, улучшают межслойное перемешивание рабочей среды и существенно повышают локальную интенсивность теплоотдачи на стенках каналов. В то же время, чрезмерно малый шаг оребрения, способствуя усилению теплоотдачи, неизбежно вызывает колоссальные гидравлические потери, что негативно влияет на общую термодинамическую эффективность системы. Вследствие этого проектирование двухспиральных пластинчато-ребристых аппаратов (ДСПРТ) требует исключительно тщательного выбора геометрических параметров, при котором комплексная оптимизация шага ребер абсолютно необходима для обеспечения рационального баланса между преимуществами улучшенного теплообмена и недостатками возросшего гидравлического сопротивления.

## **2.10 Выводы по главе 2**

В настоящем исследовании представлена инновационная конструкция двухспирального пластинчато-ребристого теплообменного аппарата (ДСПРТ) и разработан уникальный метод формообразования спиральных каналов оребрения, для которых выполнена комплексная оценка результирующих

теплогидравлических характеристик. Проведенное прямое сопоставление с традиционным спиральным пластинчато-ребристым теплообменником (СПРТ) эквивалентных геометрических размеров строго подтверждает высокую термодинамическую эффективность разработанной концепции ДСПРТ, демонстрирующей колоссальный потенциал для повышения удельной производительности компактных теплообменных систем. Подробные выводы по результатам работы структурированы и представлены ниже.

**Инновационный метод формообразования.** В рамках настоящего исследования разработана и представлена усовершенствованная физическая модель спирального теплообменного аппарата, созданная с использованием уникального процесса бесшовного формообразования. Данный технологический метод полностью исключает необходимость применения вспомогательных заполняющих материалов, благодаря чему на поверхностях каналов оребрения абсолютно отсутствуют видимые следы конструктивных соединений. Применительно к новой модели СПРТ с шагом ребер 4,5 мм разработанный подход обеспечивает увеличение фактора Колберна  $j$  на 9,9% по сравнению с базовой модификацией. При этом, несмотря на то, что обе сопоставляемые модели СПРТ демонстрируют эквивалентные комплексные критерии эффективности  $JF$ , новая геометрическая конфигурация обеспечивает прирост объемной компактности на 2,81%, что строго подтверждает существенный технологический прогресс в области проектирования данных систем.

**Влияние шага ребер на характеристики СПРТ.** Проведенный анализ строго доказывает прямую взаимосвязь между геометрическими и гидродинамическими параметрами каналов: уменьшение числа Рейнольдса и одновременное увеличение шага оребрения вызывают монотонный рост фактора Колберна  $j$ , причем данная физическая тенденция носит стабильный характер во всем исследованном диапазоне. В то же время коэффициент трения  $f$  имеет нелинейный характер и достигает своего минимума при шаге

ребер 3,5 мм. Так, при фиксированном числе Рейнольдса ( $Re = 5000$ ) коэффициент гидравлического сопротивления  $f$  закономерно возрастает на 2,5%, 7,2% и 15,7% при укрупнении шага до 4 мм, 4,5 мм и 5 мм соответственно. С точки зрения комплексного критерия эффективности, оптимальные теплогидравлические характеристики для конфигурации СПРТ достигаются при шаге 3,5 мм, а поскольку дальнейшее увеличение расстояния между ребрами неизбежно снижает удельную компактность аппарата, рациональный шаг ребер для исследуемой схемы СПРТ не должен превышать компромиссного значения 3,5 мм.

**Влияние шага ребер на характеристики ДСПРТ.** Исследование показало, что двухспиральные (ДСПРТ) и односпиральные (СПРТ) конфигурации характеризуются схожими физическими закономерностями изменения фактора Колберна  $j$  в зависимости от числа Рейнольдса и шага оребрения. Модель ДСПРТ демонстрирует минимальный коэффициент гидравлических потерь при шаге ребер 4,5 мм, причем при фиксированном числе Рейнольдса  $Re = 5000$  величина  $f$  прочно фиксируется на уровне 0,0401. При последующем последовательном уплотнении шага до 4 мм, 3,5 мм, 3 мм и 2,5 мм коэффициент трения  $f$  лавинообразно возрастает на 7,3%, 28,3%, 71,8% и 134,7% соответственно. Таким образом, уменьшение расстояния между ребрами провоцирует критическое увеличение гидравлического сопротивления, вследствие чего выбор чрезмерно узкого шага в каналах ДСПРТ приводит к колоссальным перепадам давления и признается нерациональным конструктивным решением.

**Сравнительный анализ эффективности концепций ДСПРТ и СПРТ.** Интеграция классических спиральных каналов оребрения в компактные теплообменные аппараты представляет собой сложную инженерно-техническую задачу ввиду их изначально ограниченной объемной компактности. Несмотря на то, что спиральные ребра характеризуются высокими значениями фактора Колберна  $j$ , их результирующая тепловая

эффективность на системном уровне жестко лимитирована геометрической плотностью компоновки матрицы. Реализованные в работе стратегии интенсификации за счет оптимизации шага ребер и перехода к двухспиральной архитектуре позволяют кардинально повысить показатели компактности. Прямое сопоставление модели ДСПРТ с шагом 4,5 мм и модели СПРТ со стесненным шагом 2,5 мм показало, что при числе Рейнольдса  $Re = 5000$  фактор  $JF$  односпирального аналога превосходит показатель ДСПРТ всего на 4,0%. При этом модель ДСПРТ обеспечивает колоссальное увеличение удельной компактности на 31,3% по сравнению со СПРТ, что доказывает бесспорные преимущества двухспиральной конфигурации для применения в реальных инженерных задачах с жесткими габаритными ограничениями.

Проведенное комплексное исследование экспериментально и численно доказало высокий технический потенциал двухспиральных пластинчато-ребристых теплообменных аппаратов (ДСПРТ). Данные конструкции позволяют эффективно повысить результирующую теплогидравлическую производительность рекуператоров микрогазотурбинных установок в различных режимах эксплуатации. Полученные результаты и выявленные физические закономерности формируют ценную фундаментальную и аналитическую базу для будущих исследований, направленных на дальнейшую структурную оптимизацию геометрии и совершенствование рабочих характеристик теплообменников типа ДСПРТ.

### **3 Разработка методики определения теплогидравлических характеристик теплообменного аппарата для авиационного ГТД с использованием физико-ориентированных нейросетевых моделей**

#### **3.1 Физическая модель, геометрические конфигурации и параметрическое пространство**

На данном этапе исследования рассматриваются шесть типовых конфигураций ребер, часто применяющихся в компактных теплообменниках (КТ). К ним относятся гладкие, прерывистые, волнообразные, спиральные, жалюзийные и штырьковые ребра. Они обладают высокими коэффициентами теплопередачи при сохранении компактности аппаратов. Основные геометрические параметры этих типов ребер показаны на рисунке 42. Все расчетные данные в этой работе получены для воздушной стороны оребрения. В качестве рабочей среды используется воздух, протекающий по межреберным каналам. Твердотельная часть модели включает в себя ребра и опорную плиту, которые обычно изготавливаются из алюминия или стали. На входе в расчетную область задается число Рейнольдса, а на выходе — фиксированное давление. На боковых границах установлены условия периодичности или симметрии. Рассматривается стационарный режим течения.

Геометрия исследуемых структур описывается набором ключевых параметров. Они включают расстояние между пластинами или высоту ребра ( $h$ ) и шаг ребер ( $s$ ). Также используются непрерывная длина ребра ( $L_u$ ), длина волны ( $l$ ) и удвоенная амплитуда волны ( $2A_a$ ). Учитываются шаг жалюзи ( $l_s$ ), зазор жалюзи ( $l_g$ ) и угол жалюзи ( $\theta$ ). Для штырьков применяются диаметр ( $d$ ), поперечный шаг ( $S_t$ ) и продольный шаг ( $S_l$ ). Эти параметры служат базовыми дескрипторами. Они позволяют анализировать и сравнивать теплогидравлические характеристики различных типов ребер. Рисунок 42 иллюстрирует только базовые формы каждого типа ребер. Существуют различные конфигурации расположения для одного типа ребер. Они будут

подробно объяснены в разделе предварительной обработки данных. Каждый тип ребра создает особые условия газодинамических течений потока и теплообмена. Они непосредственным образом связаны с основами гидрогазодинамики.

Описание геометрических параметров исследуемых структур, осуществляется при помощи набора основных параметров. Для пластинчато-ребристых поверхностей, используются такие параметры как: высота ребра  $h$  и шаг оребрения  $s$ . Для волнистых поверхностей основными параметрами будут: полная длина  $L_u$ , длина волны  $l$  и двойная амплитуда  $2A_a$ . Характеристики жалюзийных ребер осуществляется по следующим параметрам: шаг  $l_s$ , зазор  $l_g$  и угол наклона жалюзи  $\theta$ . Для штырькового оребрения основными параметрами являются: диаметр штырьков  $d$ , а также их поперечный  $S_t$  и продольный  $S_l$  шаги. Данные параметры являются основными для анализа и сравнения теплогидравлической эффективности различного исполнения ребер. На рисунке 42 представлены только принципиальные схемы каждого типа геометрии. Различные варианты компоновки в рамках одного типа ребер подробно описаны далее в разделе предобработки данных. При этом каждая конфигурация формирует уникальную структуру потока и механизмы теплоотдачи, напрямую определяемые законами гидродинамики.

На гладких ребрах формируется относительно стабильный ламинарный пограничный слой, что характерно для низких чисел Рейнольдса. Течение потока плавно развивается вдоль поверхности ребра, поэтому интенсивность конвективного теплообмена остается умеренной, а фактор Колберна  $j$  сохраняет невысокие значения. Такая геометрия позволяет минимизировать гидравлическое сопротивление, за счёт низкого коэффициента трения Фаннинга  $f$ . В связи с этим использование гладких ребер наиболее актуально для теплообменных аппаратов с жесткими ограничениями по гидравлическим сопротивлениям.

В прерывистых ребрах происходит многократное разрушение теплового и гидродинамического пограничных слоев с последующим присоединением

потока на передней кромке каждой полосы. Такое периодическое воздействие способствует уменьшению толщины пограничного слоя, увеличивает вихреобразование и существенно улучшает перемешивание рабочей среды, что приводит к росту фактора  $j$ . Однако циклические процессы ускорения и торможения потока вызывают значительное гидравлическое сопротивление, обуславливая более высокий коэффициент трения Фаннинга  $f$  по сравнению с гладкими ребрами. Ключевым параметром здесь выступает непрерывная длина ребра  $L_u$ : уменьшение  $L_u$  увеличивает частоту разрушения пограничного слоя, что интенсифицирует теплообмен, но одновременно приводит к росту гидравлического сопротивления.

Волнистые ребра образуют каналы синусоидальной формы, которые направляют поток по сложным траекториям движения. Возникающие при этом центробежные эффекты приводят к развитию вторичных течений, что интенсифицирует поперечное перемешивание и повышает теплоотдачу по сравнению с гладкими ребрами. Интенсивность этих вторичных течений определяется амплитудой  $2A_a$  и длиной волны  $l$ . Рост амплитуды способствует более активному перемешиванию рабочей среды, однако увеличивает кривизну каналов, что неизбежно приводит к росту гидравлических потерь.

Спиральные ребра работают аналогично волнистым, обладая сплошной закрученной геометрией, которая заставляет поток двигаться по винтовой траектории. Такая кривизна интенсифицирует вторичные течения и увеличивает время пребывания рабочей среды в канале, что приводит к существенному росту теплоотдачи. В то же время изогнутые каналы удлиняют путь потока и генерируют значительные центробежные силы — эти факторы увеличивают коэффициент трения, из-за чего спиральные ребра обладают более высоким гидравлическим сопротивлением по сравнению с волнистыми. Несмотря на то, что в обоих типах оребрения используются эффекты вторичных течений, они имеют свои особенности. В работе Лю (Liu) [106] приведен сравнительный анализ группы волнистых и спиральных ребер с идентичными базовыми конструктивными параметрами. Результаты

исследования показали, что спиральный теплообменник обеспечивает значительное повышение эффективности теплообмена при сохранении роста потерь давления на приемлемом уровне.

Жалюзийные ребра представляют собой одну из наиболее эффективных конструкций для интенсификации теплообмена. Наклонные элементы (жалюзи) многократно перенаправляют поток, инициируя развитие новых пограничных слоев на поверхности каждой пластины. Такой механизм напоминает течение в системе мини-каналов, в каждом из которых формируется собственный пограничный слой. Это позволяет минимизировать толщину теплового пограничного слоя и максимизировать теплоотдачу. Критически важное значение здесь имеют угол наклона жалюзи  $\theta$ , а также их шаг  $l_s$  и зазор  $l_g$ . Увеличение угла  $\theta$  способствует более интенсивному перенаправлению и перемешиванию потока, однако приводит к росту гидравлического сопротивления и, как следствие, к закономерному увеличению коэффициента трения  $f$ .

Штырьковые ребра (штырьки) работают как сложнообтекаемые тела в проточном канале, создавая протяженные следовые зоны за каждым элементом. Это способствует развитию локальной турбулентности и интенсивному вихреобразованию, что существенно повышает конвективную теплоотдачу, но неизбежно увеличивает гидравлическое сопротивление. Характер взаимодействия потока между соседними элементами определяется конфигурацией их размещения, где ключевую роль играют поперечный  $S_t$  и продольный  $S_l$  шаги. Плотная компоновка штырьков приводит к сильной интерференции их аэродинамических следов и росту фактора  $j$ , однако это вызывает значительные потери давления.

Конструктивные особенности ребер оказывают определяющее влияние на два ключевых безразмерных параметра: фактор Колберна  $j$  и коэффициент трения Фаннинга  $f$ . Фактор  $j$  количественно описывает интенсивность конвективного теплообмена, тогда как коэффициент  $f$  характеризует потери давления на трение. Обе величины напрямую зависят от геометрии оребрения

и режима течения. Геометрические модификации, направленные на разрушение пограничного слоя, генерацию вторичных течений или вихреобразование, обеспечивают высокие значения фактора  $j$ , но одновременно приводят к росту коэффициента  $f$ . Таким образом, выбор типа и геометрических параметров ребер неизбежно представляет собой поиска баланса между интенсификацией теплообмена и увеличением гидравлических потерь. Поиск этого баланса является важнейшим этапом проектирования и создания компактных теплообменников.

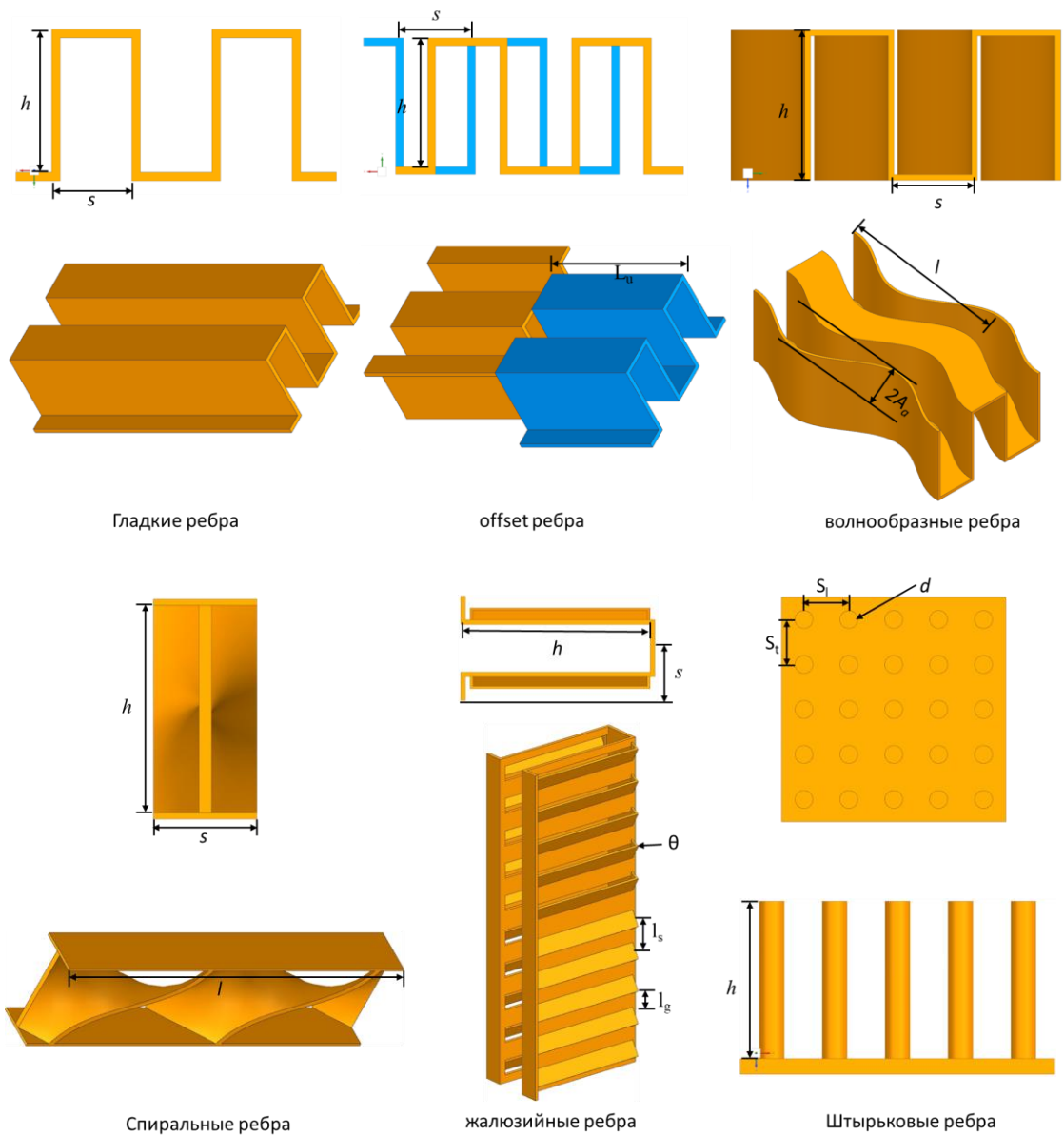


Рисунок 42 — Основные виды ребер компактных теплообменников и их основные геометрические характеристики

Для реализации основной задачи данной главы, заключающейся в многокритериальной оптимизации спирального оребрения, базовая физическая модель преобразуется в многомерное параметрическое пространство. В соответствии с устоявшейся инженерной практикой проектирования спиральных теплообменников, шаг и высота ребер выражаются через отношение ширины канала к его высоте. Для полного устранения масштабных эффектов и существенного повышения обобщающей способности результатов суррогатного моделирования все геометрические параметры были обезразмерены до начала численного анализа. Рассматриваемые безразмерные переменные включают следующие параметры:

$$\varphi_s = s / h \text{ (отношение шага ребер к высоте)}$$

$$\varphi_d = d / h \text{ (отношение диаметра спирали к высоте)}$$

$$\varphi_l = l / h \text{ (отношение длины волны к высоте)}$$

$$\varphi_t = t / b \text{ (отношение толщины ребра к толщине базовой пластины)}$$

Рассмотренные безразмерные переменные формируют фундаментальную основу проектирования, которая используется в данном исследовании для суррогатного моделирования и оптимизации. Для каждого параметра установлены строгие верхние и нижние границы. Геометрические характеристики выбраны на основе реальных размеров рекуператоров, применяемых в действующих микрогазотурбинных установках, что гарантирует высокую практическую и инженерную значимость полученных результатов.

Диапазоны изменения параметров формируют пространство поиска для алгоритма активного обучения. Изменение геометрических параметров в заданных границах генерирует новые расчетные случаи, которые автоматически передаются в решатель CFD для замыкания цикла физико-информированного машинного обучения.

## 3.2 Методология исследования и построения расчётных моделей

### 3.2.1 Сбор и предварительная обработка полученных расчётных данных

Для построения надежных предиктивных моделей и последующего проведения многокритериальной оптимизации в данном исследовании сформированы два независимых набора данных, каждый из которых ориентирован на решение специфических задач на разных этапах моделирования. Первый комплексный набор данных, включающий 1082 образца, предназначен для разработки и сравнительного анализа предиктивных моделей машинного обучения, прогнозирующих фактор Колберна  $j$  и коэффициент трения Фаннинга  $f$  для компактных теплообменников с шестью типичными типами ребер, к которым относятся гладкие, прерывистые, волнообразные, спиральные, жалюзийные и штырьковые ребра. Источники включают работы Кейса и Лондона [30], Peng [107], Dong [108], Liu [109] и Ismail [110]. Подробная информация представлена в Таблице 5.

Каждый элемент выборки данных включает геометрические параметры (высоту, толщину, шаг и расстояние между ребрами), характеристики потока, где определяющим фактором выступает число Рейнольдса, а также информацию о типе оребрения. Конструктивные параметры рассматриваются в качестве числовых признаков, к которым относятся расстояние между пластинами  $H$ , шаг  $s$  и непрерывная длина ребер  $L_u$ , а также длина волны  $l$ , ее двойная амплитуда  $2A_a$ , шаг  $l_s$  и зазор жалюзи  $l_g$ . Для улучшения сходимости модели непрерывные переменные стандартизированы методом z-оценки, математическое выражение которого приведено в уравнении (16).

$$z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma}, \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j \quad (16)$$
$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}$$

Здесь переменная  $x$  обозначает исходное значение признака, а символы  $\mu$  и  $\sigma$  — среднее значение и стандартное отклонение выборки соответственно. В результате такой нормализации данные приводятся к нулевому среднему значению и единичной дисперсии.

Категориальные признаки, такие как тип оребрения и схема его компоновки (включая шахматное или коридорное расположение штырьков, а также наличие промежуточных несущих стенок), закодированы методом прямого унитарного кодирования (one-hot encoding). Прогнозирование факторов  $j$  и  $f$  для различных конфигураций теплообменников представляет собой сложную задачу, основная трудность которой заключается в обработке несовпадающих геометрических параметров. Так, шаг и высота жалюзи уникальны для жалюзийных ребер, а длина и амплитуда волны применимы исключительно к волнистым структурам — у гладких и прерывистых ребер данные параметры отсутствуют. Для решения этой проблемы в работе применены две стратегии.

Первый метод обработки несовпадающих параметров применим к волнистым ребрам, уникальными характеристиками которых являются длина волны  $l$  и ее двойная амплитуда  $2A_w$ . Амплитуда отражает геометрию изгиба ребра в направлении, перпендикулярном вектору потока. Поскольку гладкие и прерывистые ребра имеют прямую форму, амплитуда для них принимается равной нулю. Длина волны определяется как расстояние между соседними точками профиля с одинаковой фазой, что физически аналогично непрерывной длине  $L_w$  прерывистого ребра. Данный факт указывает на глубокую физическую корреляцию между этими конструктивными концепциями.

Второй метод ориентирован на параметры, специфичные только для одного класса геометрий, такие как шаг жалюзи в жалюзийном оребрении. В остальных конфигурациях этот параметр изначально отсутствует, поэтому для заполнения пропусков применяется метод медианной импутации (заполнение медианным значением).

Геометрические вариации внутри одной категории ребер закодированы с помощью вспомогательных переменных. Например, гладкие ребра могут формировать прямоугольные, треугольные или трапециевидные каналы, что описывается двумя пространственными переменными (`spacing1` и `spacing2`), фиксирующими изменения формы канала. Аналогичный подход используется и для эллиптических штырьковых ребер.

Кроме того, в исследовании учтены практические ограничения реального промышленного производства. Из-за малой толщины гладкие и прерывистые ребра теряют структурную устойчивость при чрезмерной высоте. В таких случаях для усиления конструкции вводятся промежуточные опорные стенки. Подобное конструктивное решение присутствует, например, в классических моделях Кейса и Лондона (Kays & London) 16.96T и 1/6-12.18. Наличие таких стенок закодировано в виде бинарного признака, что позволяет модели машинного обучения корректно учитывать эффекты структурного усиления.

Некоторые модели машинного обучения способны самостоятельно обрабатывать категориальные признаки и пропущенные значения. В частности, алгоритм CatBoost использует встроенное кодирование значений NaN, что позволяет ему эффективно работать с разнородными данными различных типов ребрения без необходимости глубокого ручного конструирования признаков (*feature engineering*). В противоположность этому, искусственные нейронные сети (ИНС) крайне чувствительны к пропускам: значения NaN во входных матрицах распространяются через операции умножения весов и функции активации, что приводит к неопределенности функции потерь и сбою в процессе обучения. По этой причине для моделей на базе ИНС этап тщательной предварительной обработки данных является критически важным.

Для обеспечения сбалансированного представления всех шести категорий исследуемых ребер исходный набор данных был стратифицирован по их типу. Ровно 15% образцов были случайно отобраны в тестовую выборку

(Набор данных 2) для оценки обобщающей способности моделей. Оставшиеся 85% сформировали набор данных 1, который был дополнительно разделен на обучающую и валидационную подвыборки в соотношении 70% и 15% от общего объема данных соответственно.

Таблица 5 — Обзор источников и характеристик набора данных для моделей компактных теплообменников

Тип ребра	Объем данных	Источник
Гладкое ребро	228	Kays <sup>[30]</sup>
Offset ребро	242	Kays <sup>[30]</sup> , Peng <sup>[107]</sup>
Волнообразное ребро	212	Kays <sup>[30]</sup> , Dong <sup>[108]</sup> , Ismail <sup>[110]</sup>
Спиральное ребро	156	Liu <sup>[109]</sup>
Жалюзийное ребро	186	Kays <sup>[30]</sup>
Штырьковое ребро	58	Kays <sup>[30]</sup>

Разработанная методика предварительной обработки данных базируется на четырех руководящих принципах: стандартизации геометрических параметров в виде числовых переменных, кодировании категориальных признаков с помощью унитарного метода или маскирования, обработке несовпадающих параметров путем подстановки нулей или медианной импутации, а также явном задании конструктивных ограничений. Реализация этих стратегий обеспечила согласованное моделирование разнородных типов ребрения и создала масштабируемую основу для адаптации алгоритма к новым или гибридным геометриям. В данном исследовании успешная применимость предложенного подхода продемонстрирована на примере шести классических типов ребер.

Второй высокоточный набор данных сформирован целенаправленно для решения задачи многокритериальной оптимизации двуспирального пластинчато-ребристого теплообменника (ДСПРТ) и включает 608 точек, полученных в результате численного моделирования. Данный массив

объединяет результаты двух взаимодополняющих стратегий выборки, что гарантирует широкий охват пространства проектирования и точное разрешение переходных гидродинамических режимов. Первый компонент этого набора данных ориентирован на полномасштабное исследование геометрического пространства: метод латинского гиперкуба позволил сгенерировать 200 уникальных конфигураций ДСПРТ с равномерным заполнением многомерного параметрического пространства в жестких границах, указанных в таблице 14. Каждая из этих конфигураций была рассчитана при двух граничных значениях чисел Рейнольдса, равных 800 и 8000, что позволило определить тепловые и гидрогазодинамические характеристики на ламинарном и турбулентном режимах, сформировав в общей сложности 400 базовых точек данных. Второй компонент набора данных направлен на детальное исследование переходных режимов течения жидкостей и газов. Для этого количество моделей был расширен до 20 репрезентативных схем, из которых 16 базовых моделей подверглись детальному анализу в широком диапазоне из 13 дискретных значений чисел Рейнольдса от 800 до 8000, включая промежуточные шаги 1000, 1200, 1500, 2000, 2500, 3000, 3500, 4000, 5000, 6000 и 7000, что дало дополнительные 208 высокоточных точек данных. Подобная комплексная структура распределения точек формирует надежную физическую основу для обучения нейронной сети сложным корреляциям факторов  $j$  и  $f$  в зависимости от геометрических характеристик ребер ТА и критерия  $Re$ .

На заключительном этапе предобработки с использованием физико-ориентированных нейросетевых моделей исходные входные и выходные переменные второго набора данных подверглись логарифмическому преобразованию, что позволило линеаризовать внутренние степенные зависимости физических процессов и радикально повысить обобщающую способность и качество обучения итоговой суррогатной модели. Разработанные методики и принципы обработки данных обеспечили

согласованное моделирование для разнородных типов ребер и создали надежную аналитическую основу для последующего создания алгоритмов предварительного расчета характеристик объекта исследования.

### 3.2.2 Архитектура моделей машинного обучения и параметры оценки

Для определения фактора Колберна  $j$  и коэффициента трения Фаннинга  $f$  применяются четыре модели машинного обучения: искусственная нейронная сеть (ИНС), CatBoost, LightGBM и XGBoost. Данные алгоритмы обладают высокой степенью точности и быстродействия в задачах нелинейной регрессии и широко используются при моделировании тепловых процессов в энергетических установках. При этом в исследованиях рабочих процессов теплообменных аппаратов наиболее часто задействуется именно ИНС, поскольку она достаточно точно определяет сложные нелинейные зависимости и обеспечивает высокую точность прогнозирования.

Модели CatBoost, LightGBM и XGBoost относятся к семейству ансамблевых методов на основе деревьев решений и обладают рядом практических преимуществ. Данные алгоритмы способны самостоятельно обрабатывать разнородные наборы данных, автоматически кодировать категориальные переменные и эффективно работать с пропущенными значениями, что существенно упрощает предварительную обработку. Кроме того, они отлично справляются с анализом сложных входных параметров.

Регрессия опорных векторов (SVR) была исключена из данного исследования ввиду внутренних ограничений алгоритма. Модель SVR не поддерживает категориальные признаки и пропущенные данные, требуя реализации дополнительных этапов предобработки. При этом прогностическая эффективность SVR уступает как ИНС, так и методам градиентного бустинга, что особенно выражено при работе с обширными и сложными массивами данных. Так, в работе Вэня и др. (Wen et al.) [29], где машинное обучение применялось для прогнозирования теплоотдачи сверхкритического CO<sub>2</sub>, проводилась сравнительная оценка моделей RF,

XGBoost, SVR и ИНС. Модель SVR показала наихудшие результаты, что подтверждает ее ограниченную применимость для решения задач подобного класса.

Выбранные алгоритмы обеспечивают оптимальный баланс между повторяемостью, надежностью и точностью, предлагая широкий спектр способов обучения. Их совместное использование позволяет провести всестороннюю оценку методов машинного обучения при прогнозировании тепловых и гидрогазодинамических характеристик компактных теплообменных аппаратов в широком диапазоне геометрий и особенностей режимов работы.

CatBoost представляет собой фреймворк градиентного бустинга, специально оптимизированный для эффективной обработки наборов данных с характерными для ТА признаками, такими как тип и схема компоновки ребер. Реализованный в нем алгоритм упорядоченного бустинга (ordered boosting) снижает риск утечки целевой переменной и переобучения за счет последовательного обучения моделей, что гарантирует получение надежных прогнозов даже на небольших или разнородных выборках. Использование широкого перечня решений повышает вычислительную эффективность и обеспечивает полноценную поддержку ускорения расчета на высокоскоростных процессорах (GPU). Используемое кодирование переменных сохраняет информативность признаков при минимальном росте размерности объема данных. Это имеет ключевое значение для прогнозирования факторов  $j$  и  $f$ , где категориальные типы ребер выступают в качестве неотъемлемой части расчетов. Алгоритм устойчив к ограничениям в объеме выборок и эффективно определяет сложные нелинейные взаимодействия между геометрическими характеристиками и числом Рейнольдса, что делает его достаточно точным инструментом для описания сложных процессов гидрогазодинамических течений и тепломассообмена в ТА.

CatBoost минимизирует следующую регуляризованную функцию потерь:

$$L = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \Omega(f) \quad (17)$$

Здесь переменная  $l$  обозначает функцию потерь, а символы  $y_i$  и  $\hat{y}_i$  представляют истинные и предсказанные значения. Параметр  $\Omega(f)$  является членом повторяемости.

LightGBM представляет собой высокопроизводительный метод градиентного бустинга, оптимизированный для работы с крупномасштабными и многомерными массивами данных. Реализованный в нем алгоритм на основе гистограмм дискретизирует непрерывные признаки, что существенно снижает нагрузку на память и ускоряет процесс обучения. Поэтапный рост «деревьев» по принципу «лучшего листа» (leaf-wise growth) позволяет формировать более глубокие структуры, улучшая аппроксимацию сложных нелинейных связей между входными и выходными переменными. Поскольку глубокие «деревья» создают риск переобучения на выборках ограниченного объема, данная проблема решается введением строгого ограничения на максимальную глубину дерева. Встроенная поддержка категориальных переменных дополнительно снижает потребность в предварительной обработке, делая алгоритм крайне практичным для баз данных, включающих разнородные типы разрежения. Таким образом, модель LightGBM обеспечивает оптимальный баланс между точностью прогнозирования и вычислительной эффективностью, точно улавливая тонкие взаимодействия между геометрическими и режимными параметрами потока.

Целевая функция LightGBM определяется уравнениями 18 и 19:

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \Omega(\theta) \quad (18)$$

$$\Omega(\theta) = \lambda \sum_{j=1}^n \omega_j^2 \quad (19)$$

Здесь переменная  $l$  обозначает функцию потерь,  $K$  - количество листьев,  $w_j$  - вес  $j$ -го листа,  $\lambda$  - коэффициент регуляризации.

XGBoost представляет собой широко используемый фреймворк градиентного бустинга, основанный на построении аддитивных «деревьев» решений для минимизации регулируемой целевой функции. Алгоритм включает в себя штрафы  $L_1$  и  $L_2$ , что существенно повышает обобщающую способность моделей и позволяет жестко контролировать переобучение. XGBoost эффективно обрабатывает пропущенные значения и разреженные массивы данных — это свойство крайне полезно при работе с неоднородными геометрическими параметрами различных типов разрежения. Реализованная в алгоритме оптимизация градиента второго порядка (с использованием матрицы Гессе) повышает точность прогнозирования, а системные оптимизации обеспечивают поддержку параллельного обучения и ускорения на высокоскоростных процессорах (GPU). Фреймворк успешно улавливает сложные нелинейные зависимости между геометрическими и режимными переменными потока, гарантируя надежные и точные оценки факторов  $j$  и  $f$  на выборках среднего объема. Благодаря своей гибкости и масштабируемости XGBoost оптимально подходит для интеграции в комплексные предиктивные системы.

Целевая функция XGBoost определяется уравнениями 20 и 21:

$$L(\phi) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (20)$$

$$\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2 \quad (21)$$

Здесь переменная  $l$  - функция потерь,  $f_k$  -  $k$ -е дерево регрессии,  $T$  количество листовых узлов, вектор  $w$  содержит веса листьев,  $\gamma$  и  $\lambda$  обозначают параметры регуляризации.

Искусственные нейронные сети (ИНС) обладают высокой эффективностью при моделировании сложных нелинейных связей между входными и выходными переменными. В данном исследовании для предотвращения переобучения архитектура ИНС использует байесовскую регуляризацию, что имеет критическое значение в условиях ограниченного

объема обучающей выборки. Сети MLP способны самостоятельно аппроксимировать сложные взаимодействия между геометрическими характеристиками, числами Рейнольдса и конфигурациями обтекания без необходимости явного ручного конструирования признаков (feature engineering). Высокая способность ИНС к аппроксимации существенно нелинейных функций обеспечивает точное прогнозирование факторов  $j$  и  $f$ . Обученная сеть демонстрирует отличную обобщающую способность на новых комбинациях параметров в рамках исследуемого диапазона, представляя собой гибкий и высокоточный инструмент оценки теплогидравлических характеристик, сохраняющий вычислительную эффективность на базах данных малого и среднего объема.

В многослойном персептроне каждый слой преобразует свой вход с помощью уравнения 22:

$$a^{(l)} = \sigma(W^{(l)} a^{(l-1)} + b^{(l)}) \quad (22)$$

Здесь  $a^{(l)}$  обозначает активацию  $l$ -го слоя,  $W^{(l)}$  и  $b^{(l)}$  представляют матрицу весов и вектор смещений,  $\sigma$  обозначает функцию активации.

В данной работе используется среднеквадратичная ошибка (MSE) в качестве функции потерь. Она рассчитывается по уравнению 23:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (23)$$

Количественная оценка эффективности моделей выполнена с использованием четырех статистических параметров: коэффициента детерминации  $R^2$ , корневой среднеквадратической ошибки (RMSE), средней абсолютной ошибки (MAE) и корневой среднеквадратической процентной ошибки (RMSPE). Данные критерии обеспечивают комплексный полный анализ точности прогнозирования и подтверждают общую надежность рассматриваемых алгоритмов. Коэффициент детерминации  $R^2$ , рассчитываемый по уравнению (24), определяет долю дисперсии зависимой

переменной, объясняемую независимыми параметрами модели, и напрямую отражает ее прогностический потенциал.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (24)$$

Здесь  $y_i$  - истинное значение,  $\hat{y}_i$  - предсказанное значение,  $\bar{y}$  - среднее значение.

При обеспечении  $R^2 = 1$  создаются условия идеального прогнозирования. Если  $R^2 = 0$  показывает отсутствие преимуществ модели перед средним значением данных. Отрицательные значения характеризуют низкую точность расчета по алгоритму по сравнению с постоянным средним предиктором.

Параметр RMSE количественно определяет среднюю величину ошибки прогнозирования. Возведение в квадрат обеспечивает высокую чувствительность к большим ошибкам. Он рассчитывается по уравнению 25:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (25)$$

Малые значения RMSE характеризуют высокий уровень точности прогнозирования. Поскольку значительные ошибки в инженерных расчетах крайне нежелательны, параметр RMSE является оптимальным критерием оценки, так как он четко фиксирует значительные отклонения за счет возведения разностей в квадрат.

Средняя абсолютная ошибка (MAE), математически описываемая уравнением (26), представляет собой широко используемый параметр регрессионного анализа. Она количественно определяет среднюю величину абсолютных отклонений, вычисляя разность между предсказанными  $\hat{y}_i$  и истинными  $y_i$  значениями целевой переменной.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (26)$$

Параметр MAE обрабатывает все индивидуальные отклонения с одинаковым весом, благодаря чему обладает высокой устойчивостью к

аномальным отклонениям. Он выражается в физических единицах целевой переменной, обеспечивая полное представление величины ошибки. Таким образом, параметр MAE служит надежным дополнением к критериям RMSE и  $R^2$ , что позволяет провести комплексную оценку правильности исследуемых алгоритмов.

Корневая среднеквадратическая процентная ошибка (RMSPE), рассчитываемая по уравнению (27), представляет собой распространенный параметр для оценки относительной погрешности прогнозирования. RMSPE выражает ошибку в виде процента от фактического значения, предоставляя нормализованную величину, что существенно облегчает сравнение наборов данных с различного объема:

$$\text{RMSPE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{y_i}} \quad (27)$$

Объем исходных данных может принимать различные значения. Данный параметр определяет производительность модели, представленный в виде относительного отклонения.

### 3.2.3 Методика суррогатного моделирования и структура вычислительного комплекса

На рисунке 43 представлена структура вычислительного комплекса с обратной связью, предназначенная для поиска при проектировании теплообменных аппаратов их оптимальных параметров. Данная методика решает проблемы многомерной нелинейности и дефицита данных, обеспечивая высокую точность прогнозирования и повторяемость алгоритма за счет трех этапов его реализации.

#### Этап 1. Физико-информированная подготовка данных

Процесс начинается с определения объема проектирования и создание начальной базы данных методом латинского гиперкуба (LHS) на основе высокоточных расчетов CFD-моделирования. Важнейшей инновацией этого этапа является шаг физико-информированной предварительной обработки:

исходные физические величины — число Рейнольдса  $Re$ , объемный коэффициент теплоотдачи  $h_v$  и коэффициент трения  $f$  — подвергаются логарифмическому преобразованию в соответствии с уравнениями  $\hat{X} = \log X$  и  $\hat{Y} = \log Y$ . Данная методика позволяет линеаризовать базовые степенные гидрогазодинамические зависимости, что существенно упрощает процедуру обучения нейронной сети.

Этап 2. Цикл оптимизации с активным обучением.

Этот этап представляет собой основное ядро вычислительной системы, на котором гибридная суррогатная модель МРЧ-ИНС обучается на преобразованной базе данных для последующего предварительного определения теплогидравлических характеристик. Для выявления потенциальных Парето-оптимальных проектов используется генетический алгоритм NSGA-II. Важной особенностью данной вычислительной структуры является интеграция цикла обратной связи на основе активного обучения, состоящего из расчетных шагов 8а–8с.

В рамках этого цикла репрезентативные решения выбираются из предсказанного фронта Парето и проходят обязательную верификацию методами CFD. Этот процесс, классифицируемый как заполняющая выборка, позволяет итеративно возвращать новые данные в обучающую выборку. Механизм замкнутого цикла динамически устраняет слепые зоны прогнозирования в критически важных для производительности областях, что гарантирует высочайшую надежность итоговых результатов оптимизации.

Этап 3. Анализ результатов и интерпретация механизмов.

После сходимости алгоритма система переходит от этапа оптимизации к процедуре извлечения знаний. Итоговые оптимизированные проекты детально анализируются с помощью метода SHAP, который позволяет количественно определить вклад каждого геометрического параметра в общую точность модели. Дополнительно выполняется визуализация поле параметров течения, которые объясняют физические механизмы образования вихрей и наглядно демонстрируют особенности взаимодействия пограничного

слоя. Именно эти гидрогазодинамические процессы определяют итоговое повышение производительности, что в совокупности позволяет сформировать общие методы проектирования двуспиральных пластинчато-ребристых теплообменников (ДСПРТ).

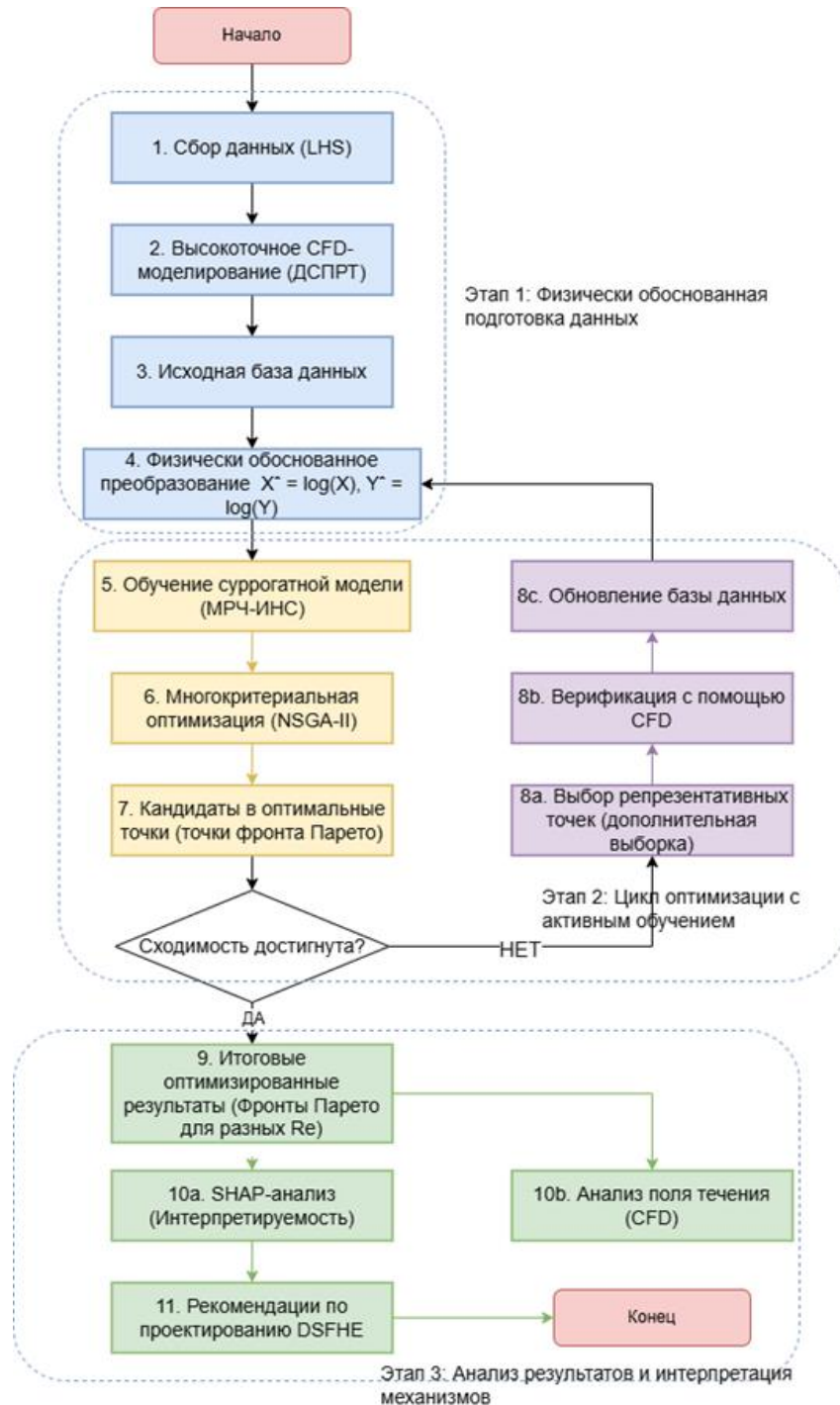


Рисунок 43 — Блок-схема комплексной методологии физико-информированного активного обучения для многокритериальной оптимизации ДСПРТ

Однако успешная техническая реализация описанной многоэтапной процедуры и достижение финальной стадии анализа напрямую зависят от эффективности и быстродействия вычислительного ядра компьютерной системы. Многокритериальная оптимизация ДСПРТ сопряжена с необходимостью разрешения нелинейных теплогидравлических взаимодействий, прямое численное моделирование которых с помощью стандартных методов вычислительной гидродинамики требует большого объема затрат времени вычислительных средств, что делает невозможным проведение большого количества многократных расчетов в рамках итерации циклов по оптимизации параметров ТА. Она объединяет алгоритм метода роя частиц (МРЧ) и нейронную сеть обратного распространения ошибки (ИНС). Искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой многослойную сеть прямого распространения, которая широко используется для аппроксимации функций и обладает доказанной универсальной аппроксимирующей способностью. Традиционные алгоритмы обучения на основе градиентного спуска крайне чувствительны к начальному распределению весовых коэффициентов, а популярный алгоритм Левенберга-Марквардта склонен к попаданию в локальные минимумы. Предложенная гибридная архитектура МРЧ-ИНС преодолевает эти ограничения за счет использования метода роя частиц (МРЧ) для глобальной инициализации весов с последующей тонкой настройкой на основе градиентных методов. Данный комбинированный подход гарантирует надежную сходимости процесса обучения и превосходную точность обобщающей способности модели.

На Рисунке 44 представлена архитектура суррогатной модели ИНС. Сеть состоит из входного слоя, включающего 5 параметров (в числе которых число Рейнольдса  $Re$  и геометрические характеристики оребрения), двух скрытых слоев с 15 и 10 нейронами соответственно, а также выходного слоя, предназначенного для прогнозирования тепловой производительности  $h_v$  и коэффициента трения  $f$ .

Процесс суррогатного моделирования начинается с физико-информированного логарифмического преобразования входных и выходных переменных. Этот шаг предварительной обработки линеаризует базовые степенные зависимости, типичные для гидродинамики (например,  $Nu \propto Re^m$ ), а также гарантирует выполнение физических ограничений неотрицательности величин. Далее преобразованные данные подаются на вход ИНС, где сигнал распространяется в прямом направлении через скрытые слои, при этом выход  $k$ -го нейрона в скрытом слое рассчитывается в соответствии с уравнением (28).

$$H_k = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ik} x_i + b_k\right) \quad (28)$$

Здесь переменные  $w_{ik}$  и  $b_k$  представляют веса и смещения, Переменная  $x_i$  является входным вектором,  $f$  обозначает функцию активации. Обычно используются сигмоида или гиперболический тангенс.

Алгоритм МРЧ оптимизирует параметры сети. Он рассматривает набор всех весов и смещений как частицу в многомерном пространстве поиска. Позиция каждой частицы  $i$  на итерации  $t$  обозначается как  $P_i^t$ . Она обновляется на основе ее наилучшей личной позиции  $pbest_i$  с учетом глобальной наилучшей позиции роя  $gbest_i$ . Обновление скорости и позиции частицы описывается уравнениями 29 и 30.

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (pbest_i - P_i^t) + c_2 r_2 (gbest_i - P_i^t) \quad (29)$$

$$P_i^{t+1} = P_i^t + v_i^{t+1} \quad (30)$$

В данных выражениях переменная  $\omega$  является весом инерции, переменные  $c_1$  и  $c_2$  представляют коэффициенты ускорения,  $r_1$  и  $r_2$  обозначают случайные числа в диапазоне  $[0, 1]$ .

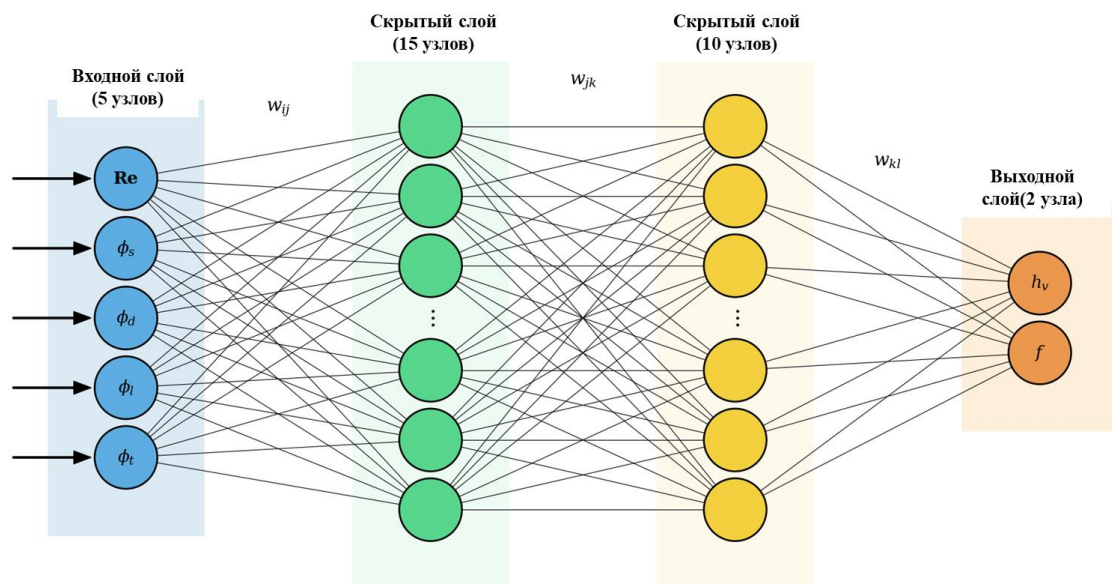


Рисунок 44 — Архитектура гибридной суррогатной модели ИНС для прогнозирования теплогидравлических характеристик

После того как алгоритм МРЧ находит близкую к оптимальной конфигурацию весовых коэффициентов, активируется алгоритм Левенберга-Марквардта, выполняющий их локальное уточнение с целью минимизации среднеквадратичной ошибки (MSE) прогнозов. Качество работы обученной таким образом суррогатной модели оценивается количественно на основе трех статистических метрик: корневой среднеквадратической ошибки (RMSE), средней абсолютной процентной ошибки (MAPE) и коэффициента детерминации ( $R^2$ ).

### 3.2.4 Определение целевых функций и метод объяснимого ИИ

Генетический алгоритм NSGA-II используется для решения задачи многокритериальной оптимизации, исследуя многомерное пространство проектирования и определяя оптимальные геометрические конфигурации ребер. Данный алгоритм эффективно справляется с нелинейными многокритериальными задачами благодаря использованию метода быстрой недоминируемой сортировки и реализации элитарной стратегии. В процессе оптимизации одновременно рассматриваются объемный коэффициент теплоотдачи ( $h_v$ ) и коэффициент трения Фаннинга  $f$ , выступающие в качестве

двух независимых и конфликтующих целевых функций, а математическая постановка данной задачи подробно описывается уравнениями (31) и (32).

Оптимизировать

$$F(X) = [h_v(X), -f(X)] \quad (31)$$

при условии

$$X_{lower} \leq X \leq X_{upper} \quad (32)$$

Переменная  $X$  представляет вектор геометрических переменных ( $\varphi_s, \varphi_d, \varphi_l, \varphi_t$ ).

Объемный коэффициент теплоотдачи  $h_v$  учитывает тепловую производительность и компактность аппарата. Он определяется следующим уравнением:

$$h_v = h_f \alpha \quad (33)$$

Фактор производительности  $PF$  характеризует комплексную эффективность системы. Он рассчитывается по следующей формуле:

$$PF = \frac{h_v / h_0}{(f / f_0)^{\frac{1}{3}}} \quad (34)$$

Базовая эталонная модель с параметрами  $\varphi_s = 1$ ,  $\varphi_d = 1,416$ ,  $\varphi_l = 4$  и  $\varphi_t = 2$  выбрана на основе анализа взаимосвязи фактора Колберна  $j$ , коэффициента трения  $f$  и компактности  $\alpha$ , представленного в Главе 1. Диапазон  $\varphi_s = 0.8-1.0$  определен как оптимальный для баланса тепловой производительности и гидравлического сопротивления, при этом значение ( $\varphi_s = 1$ ) принято базовым, так как уменьшение шага ребер повышает компактность, но вызывает резкий рост перепада давления.

Генетический алгоритм NSGA-II использует расчет расстояния скученности (crowding distance) и механизмы элитарного отбора, что

гарантирует сходимость к разнообразному и высококачественному фронту Парето. В рамках разработанной методики алгоритм NSGA-II интегрирован в цикл активного обучения, где суррогатная модель выполняет функцию оценщика пригодности (fitness evaluator). Потенциальные Парето-оптимальные решения извлекаются итеративно и проходят обязательную верификацию с помощью высокоточных CFD-симуляций, после чего верифицированные данные возвращаются в общую базу для обновления суррогатной модели. Таким образом, оптимизация продолжается на постепенно уточняемой поверхности отклика. После достижения сходимости из итогового фронта Парето на основе фактора производительности (PF) выбирается наилучший проект. Решение с максимальным значением PF определяется как оптимальная структура, обеспечивающая наиболее эффективный компромисс между интенсификацией теплообмена и гидравлическим сопротивлением.

Методы объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ) применяются к обученным суррогатным моделям для глубокого понимания сложных гидродинамических механизмов, определяющих характеристики оптимизированных теплообменных аппаратов. В то время как традиционные алгоритмы машинного обучения работают по принципу «черного ящика», методы ХАИ обеспечивают полную интерпретируемость моделей, количественно оценивая влияние отдельных входных признаков на их прогнозы. Такая прозрачность имеет критическое значение, поскольку она не только устанавливает доверие к результатам оптимизации на основе ИИ, но и позволяет выявлять скрытые физические взаимодействия параметров.

В данном исследовании применяется метод аддитивных объяснений Шепли (SHAP), имеющий прочную теоретическую основу в кооперативной теории игр. Этот подход позволяет математически последовательным образом справедливо распределять вклад каждого конструктивного признака в

выходное значение модели, при этом значение SHAP для конкретного признака  $i$  определяется в соответствии с уравнением (35).

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq F \setminus \{i\}} \frac{|S|!(|F|-|S|-1)!}{|F|!} [f_{S \cup \{i\}}(x_{S \cup \{i\}}) - f_S(x_S)] \quad (35)$$

Здесь множество  $N$  включает все рассматриваемые признаки, множество  $S$  является подмножеством признаков без элемента  $i$ , значение  $f_S$  обозначает прогноз модели исключительно на основе признаков из  $S$ , переменная  $\phi_i$  представляет средний предельный вклад признака  $i$  во всех возможных подмножествах признаков.

Значения SHAP рассчитываются для числовых входных параметров. К ним относятся отношение шага ребер  $\phi_s$ , отношение диаметра спирали  $\phi_d$ , отношение длины волны  $\phi_l$ , отношение толщины ребра  $\phi_t$  и число Рейнольдса  $Re$ . Оценивается их влияние на предсказанный объемный коэффициент теплоотдачи  $h_v$  и коэффициент трения  $f$ . Данный подход обеспечивает количественное ранжирование важности признаков, раскрывает нелинейные эффекты связи между переменными проектирования и предоставляет четкое направленное руководство для физической оптимизации.

### 3.3 Настройка гиперпараметров и процесс обучения моделей

#### 3.3.1 Настройка гиперпараметров

Оптимизация моделей градиентного бустинга (XGBoost, LightGBM и CatBoost) выполнена методом байесовской оптимизации с использованием фреймворка Optuna. Для обеспечения объективности последующего сравнения ко всем алгоритмам применялась идентичная процедура настройки, при этом пространства поиска гиперпараметров были адаптированы под архитектурные характеристики каждой конкретной модели. В каждом итерационном испытании на основе выбранного набора гиперпараметров создавалась модель-кандидат, которая обучалась на тренировочной выборке и оценивалась на валидационной. В качестве целевой функции выступала

минимизация взвешенной ошибки RMSE для фактора  $j$  и коэффициента  $f$ , что позволило сбалансировать точность прогнозирования интенсивности теплообмена и гидравлического сопротивления. С учетом вычислительной сложности алгоритмов для XGBoost и CatBoost было проведено по 50 итераций оптимизации, в то время как для более быстрого LightGBM выполнено 100 испытаний. Для финального анализа отбиралась конфигурация гиперпараметров, обеспечившая наименьшую ошибку на валидационной выборке; полученные оптимальные параметры для каждой модели сведены в Таблице 6.

Для ИНС разработана архитектура многослойного перцептрона, в которой выполнена оптимизация количества скрытых слоев и числа нейронов в каждом из них. В скрытых слоях используется функция активации в виде гиперболического тангенса, которая отлично аппроксимирует гладкие нелинейные отображения и способна обрабатывать как положительные, так и отрицательные входные значения, что обеспечивает существенные преимущества в задачах прогнозирования интенсивности теплообмена и гидравлического сопротивления. Выходной слой сети имеет линейную функцию активации, оптимально подходящую для непрерывных целевых переменных регрессии.

Обучение нейронной сети проводится с использованием алгоритма байесовской регуляризации (БР), реализованного в среде MATLAB. Данный алгоритм интегрирует штрафы за величину весовых коэффициентов (weight decay) непосредственно в функцию потерь, эффективно балансируя сложность модели и ошибку обучения. Кроме того, он включает внутренний механизм кросс-валидации, что надежно снижает риск переобучения. Поскольку объем сформированного набора данных составляет всего 1082 тщательно отобранных образца, регуляризация методом исключения нейронов (dropout) не применялась ввиду компактности базы данных.

Использована итеративная модель поиска  $L(k,n,i)$  с циклами `for`. Она включает три уровня используемых циклов. Это позволяет определить идеальную структуру сети. Количество нейронов в слое варьируется от 1 до 20. Шаг изменения равен 2 для ускорения расчета цикла. Подход с вложенными циклами систематически исследует различные конфигурации слоев и нейронов. Он определяет наиболее подходящую архитектуру для данного набора данных. Сходимость определяется падением среднеквадратичной ошибки (MSE) ниже  $0,8 \times 10^{-7}$ .

Для определения идеальной структуры сети использована итеративная модель поиска  $L(k,n,i)$  на основе трех уровней вложенных циклов `for`. Число нейронов в каждом слое варьируется в диапазоне от 1 до 20 с шагом изменения, равным 2, что позволяет существенно ускорить вычислительный процесс. Такой подход со вложенными циклами обеспечивает систематическое исследование различных конфигураций слоев и нейронов, позволяя определить наиболее эффективную архитектуру для данного набора данных. Сходимость алгоритма фиксируется при падении среднеквадратичной ошибки (MSE) ниже порогового значения  $0,8 \times 10^{-7}$ .

Этот порог установлен эмпирически с целью обеспечения оптимального баланса между математической точностью и вычислительными затратами. В процессе обучения применяется стратегия ранней остановки на основе непрерывного мониторинга ошибки обучения, при этом алгоритм байесовской регуляризации (БР) естественным образом адаптирует сложность модели. Поскольку кривые потерь на валидационной выборке в данном подходе не генерируются, оценка риска переобучения проводится путем многократного повторения циклов обучения при различных случайных инициализациях весовых коэффициентов, а стабильность работы сети верифицируется на независимой тестовой выборке.

Таблица 6 — Оптимальные сочетания гиперпараметров для предиктивных моделей машинного обучения

Модели	Hyperparameter	Value
Catboost	Количество деревьев (n_estimators)	3294
	Максимальная глубина (max_depth)	4
	Скорость обучения (learning_rate)	0.674
	Коэффициент L <sub>2</sub> -регуляризации (l2_leaf_reg)	0.510
	Температура бэггинга (bagging_temperature)	0.352
	Коэффициент случайности (random_strength)	0.199
LightGBM	Количество деревьев (n_estimators)	2793
	Максимальная глубина (max_depth)	14
	Скорость обучения (learning_rate)	0.294
	L <sub>2</sub> -регуляризация (reg_lambda)	5.14
	L <sub>1</sub> -регуляризация (reg_alpha)	0.00654
	Доля подвыборки данных (subsample)	0.540
	Доля признаков для дерева (colsample_bytree)	0.539
XGBoost	Количество деревьев (n_estimators)	1863
	Максимальная глубина (max_depth)	4
	Скорость обучения (learning_rate)	0.242
	L <sub>2</sub> -регуляризация (reg_lambda)	56.8
	L <sub>1</sub> -регуляризация (reg_alpha)	0.0303
	Доля подвыборки данных (subsample)	0.819
	Доля признаков для дерева (colsample_bytree)	0.941
ИНС	Количество скрытых слоев (n_layers)	3
	Количество нейронов в слое (layer_size)	15,13,11
	Количество эпох (epoch)	1000
	Функция активации	Tansig

### 3.3.2 Процесс построения архитектуры моделей

На рисунке 45 представлен комплексный вычислительный процесс данного исследования, который подробно описывает процессы моделирования отдельно для моделей на основе «деревьев» и модели ИНС.

#### **Модели на основе деревьев решений (CatBoost, LightGBM, XGBoost)**

Общая структура моделирования обеспечивает полную сопоставимость методов градиентного бустинга, поддерживая строгую оценку качества и количественное определение неопределенности. Сформированный массив геометрических и режимных параметров потока проходит предварительную обработку, в ходе которой категориальные дескрипторы подвергаются прямому кодированию, а числовые признаки (геометрия оребрения и числа Рейнольдса) стандартизируются. Важно отметить, что масштабирование данных выполняется исключительно на обучающей выборке, что полностью предотвращает утечку информации (data leakage).

Полный набор данных разделен на две подвыборки с различными целевыми назначениями. Набор данных 1 включает 85% образцов и дополнительно разбивается на обучающую (70%) и валидационную (15%) выборки; он используется исключительно для разработки моделей и настройки гиперпараметров. Набор данных 2 содержит оставшиеся 15% образцов и зарезервирован в качестве строго независимой тестовой выборки, которая никогда не задействуется в процессах обучения или оптимизации. Такое разделение обеспечивает объективность результатов тестирования, поскольку они точно отражают комплексную способность каждой модели и абсолютно не зависят от процедуры настройки параметров. При разделении выборки применяется алгоритм стратификации, сохраняющий исходное распределение типов поверхностей во всех подвыборках. Настройка гиперпараметров выполняется методом байесовской оптимизации во фреймворке Optuna: конкретное пространство поиска адаптируется под

специфику каждого алгоритма, однако сам протокол оптимизации остается строго неизменным, что гарантирует объективную сопоставимость исследуемых моделей.

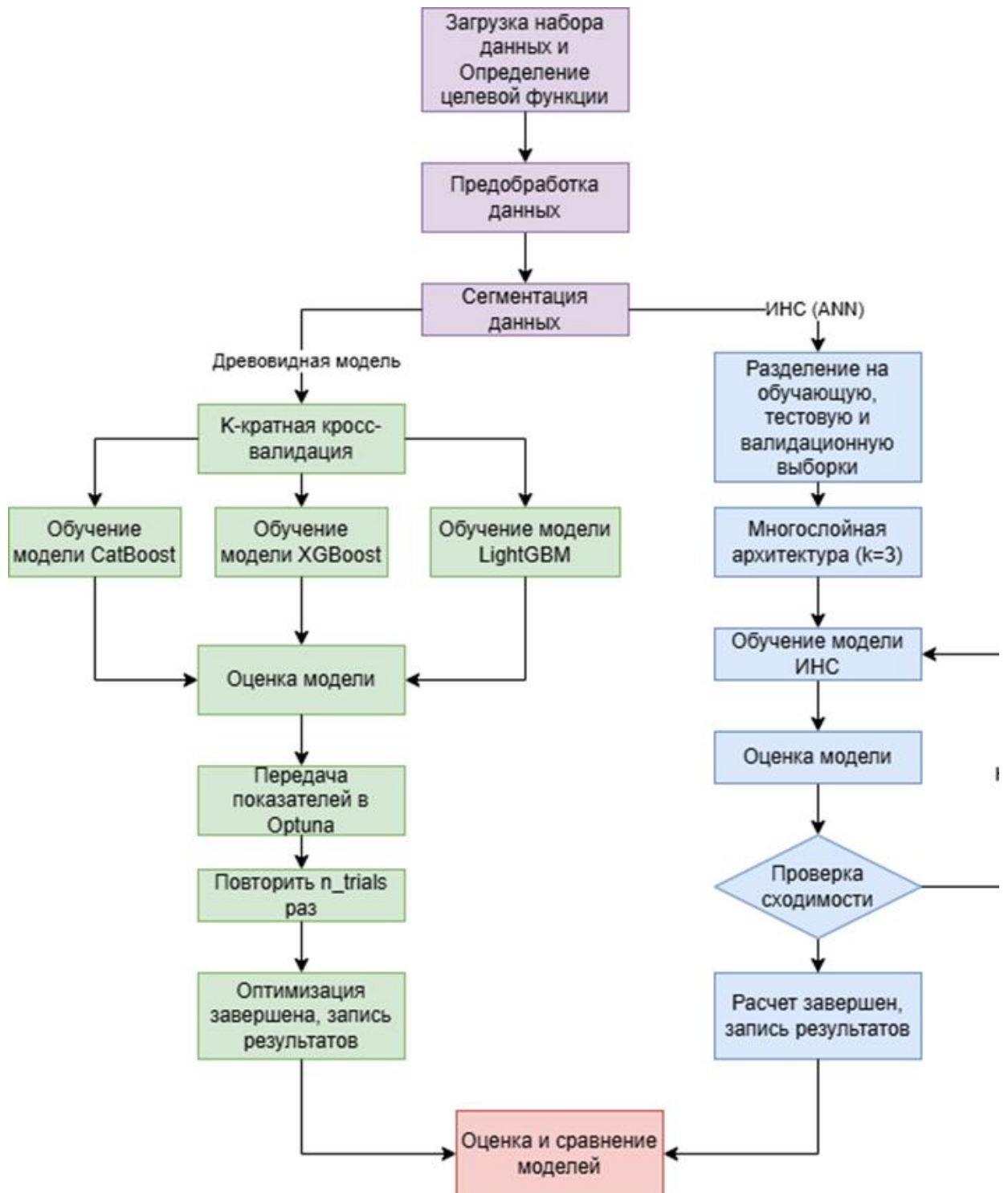


Рисунок 45 — Блок-схема комплексного вычислительного процесса разработки моделей ИНС и градиентного бустинга

## Модель искусственной нейронной сети (ИНС)

Рабочий процесс для модели ИНС начинается с импорта данных и формулировки целевых функций, после чего реализуется специализированная стратегия их подготовки, поскольку предварительная обработка имеет критическое значение для нейронных сетей. Исходный набор данных разделяется на обучающую, валидационную и тестовую выборки в соотношении 7:1,5:1,5, что полностью совпадает с протоколом, принятым для моделей на основе деревьев решений. Использование метода стратификации гарантирует пропорциональное представление каждого типа обременения во всех подвыборках; данный алгоритм реализован в среде MATLAB. При этом непрерывные целевые переменные предварительно объединяются в дискретные классы, что необходимо для корректного выполнения процедуры стратифицированного расщепления.

Архитектура поиска оптимальной ИНС включает в себя трехслойный вложенный цикл, предназначенный для подбора эффективного количества нейронов в каждом скрытом слое в диапазоне от 1 до 20. Порог сходимости по среднеквадратичной ошибке (MSE) на валидационных данных зафиксирован на уровне  $0,8 \times 10^{-7}$ . Прогностическая способность оптимальной конфигурации модели оценивается на независимом тестовом наборе данных с использованием статистических метрик RMSE,  $R^2$  и MAE. Итоговые обученные модели и массивы результатов сохраняются в файлах формата .mat в рабочей среде MATLAB.

Проведено комплексное сравнение эффективности всех четырех моделей с целью выявления наиболее эффективной стратегии прогнозирования факторов  $j$  и  $f$  в компактных теплообменных аппаратах с учетом обобщающей способности и структурной надежности алгоритмов. Надежность моделей и прогностическая неопределенность оценивались методом бутстрэппинга, включающим 200 итераций на фиксированной тестовой выборке: на каждом шаге модель повторно обучалась и

тестировалась, что позволило сформировать статистическое распределение показателей качества (RMSE, MAE и  $R^2$ ). На основе полученных распределений были рассчитаны средние значения, стандартные отклонения и строгие 95-процентные доверительные интервалы.

Наилучшая конфигурация каждого алгоритма использовалась для генерации прогнозов на полном наборе данных, включающем как обучающие, так и отложенные образцы. Все результаты, включая точечные прогнозы, интервалы прогнозирования и показатели эффективности, сведены в структурированные таблицы, что обеспечивает воспроизводимость расчетов и облегчает дальнейший анализ. Использование унифицированного рабочего процесса с идентичными протоколами оптимизации и оценки гарантирует объективное и интерпретируемое сравнение алгоритмов ИНС, XGBoost, LightGBM и CatBoost, где любые различия обусловлены исключительно внутренними математическими свойствами самих архитектур. Модель XGBoost реализована на языке Python и представлена в дополнительных материалах вместе с исходным кодом и инструкциями по эксплуатации, что упрощает верификацию и воспроизведение работы в будущих исследованиях.

### **3.4 Сравнительный анализ производительности различных моделей**

#### **3.4.1 Верификация надежности моделей**

Неопределенность в машинном обучении разделяется на два типа: алеаторную и эпистемическую. Алеаторная неопределенность обусловлена внутренней изменчивостью самих данных и включает в себя неизбежные погрешности, возникающие в процессе их сбора. Эпистемическая неопределенность, в свою очередь, связана со свойствами параметров, изученных моделью, и напрямую определяет степень надежности ее выходных данных; при этом правильно обученная модель должна демонстрировать стабильные результаты при многократных независимых запусках.

Для количественной оценки эпистемической неопределенности все четыре алгоритма настраивались и обучались пять раз в абсолютно идентичных рабочих условиях с использованием случайной инициализации весов и стратифицированного разделения выборки. По результатам этих повторных запусков были рассчитаны средние значения, дисперсия и стандартная ошибка, которые подробно представлены в Таблице 7. Полученные значения дисперсии и стандартной ошибки остаются относительно малыми для всех исследованных алгоритмов, что подтверждает высокую стабильность и надежность прогнозов, а также их полную независимость от начальной инициализации и стохастической природы процесса обучения.

Таблица 7 — Оценка эпистемической неопределенности предиктивных моделей на основе пяти независимых запусков обучения

Модель	j (Среднее)	j (Дисперсия)	j (Станд. ошибка)	f (Среднее)	f (Дисперсия)	f (Станд. ошибка)
Cat Boost	5.2699e-04	4.5166e-10	9.5043e-06	3.6973e-03	2.1245e-08	6.5184e-05
Light GBM	7.1334e-04	1.5446e-09	1.7576e-05	5.1664e-03	5.5504e-08	1.0536e-04
XG Boost	5.2251e-04	2.3897e-10	6.9133e-06	3.9426e-03	2.7839e-09	2.3596e-05
ИНС	3.3856e-04	4.6122e-09	3.0372e-05	1.1444e-03	1.4393e-08	5.3653e-05

Повторное обучение моделей проводится строго без изменения исходного разделения набора данных, в то время как метод бутстрэппинга используется для внесения дополнительной изменчивости путем генерации множества виртуальных обучающих выборок на основе случайного выбора с возвращением. Каждая сформированная таким образом бутстрэп-выборка задействуется для обучения модели, после чего алгоритм генерирует набор выходных данных, подвергающихся последующему статистическому анализу с расчетом средних значений, дисперсии и доверительных интервалов. Это позволяет комплексно оценить надежность алгоритмов и их точность при

различных отклонениях входного массива. Кроме того, анализ бутстрэппинга отражает чувствительность алгоритмов к случайным начальным весовым коэффициентам и количественно определяет их устойчивость при работе с ограниченными или зашумленными данными.

Прогностическая способность и надежность всех четырех алгоритмов оценивались с помощью процедур бутстрэппинга и расчета интервалов прогнозирования с уровнем точности выше 95%, результаты которых подробно представлены в таблицах 8 и 9. Несмотря на то, что все исследованные алгоритмы демонстрируют высокую точность аппроксимации, между ними существуют заметные различия в величине погрешности и общих характеристиках неопределенности.

Анализ бутстрэппинга из таблицы 8 и оценка интервалов прогнозирования из таблицы 9 обеспечивают взаимодополняющую информацию о производительности и неопределенности моделей. Данные таблицы 8 показывают минимальное среднее значение RMSE для ИНС. Ошибка для фактора  $j$  составляет  $5,36 \times 10^{-4}$ . Ошибка для коэффициента  $f$  равна  $3,24 \times 10^{-3}$ . Это указывает на превосходную точность точечного прогнозирования. Модель ИНС демонстрирует наибольшие стандартные отклонения и самые широкие доверительные интервалы прогнозирования с уровнем точности выше 95%. Интервал для фактора  $j$  составляет от  $4,05 \times 10^{-4}$  до  $8,59 \times 10^{-4}$ . Интервал для коэффициента  $f$  составляет от  $1,71 \times 10^{-3}$  до  $8,39 \times 10^{-3}$ . Это отражает повышенную чувствительность к изменчивости входных данных и стохастическим эффектам обучения. Модели XGBoost, LightGBM и CatBoost показывают более узкие доверительные интервалы и меньшие стандартные отклонения. Это подтверждает их высокую стабильность и надежность. Их средние значения RMSE оказываются немного больше.

Анализ бутстрэппинга из таблицы 8 и оценка интервалов прогнозирования из таблицы 9 обеспечивают взаимодополняющую информацию об эффективности и неопределенности моделей. Данные таблицы 8 показывают минимальное среднее значение RMSE для ИНС, при

этом ошибка для фактора  $j$  составляет  $5,36 \times 10^{-4}$ , а для коэффициента  $f$  равна  $3,24 \times 10^{-3}$ , что указывает на превосходную точность точечного прогнозирования. Тем не менее, модель ИНС демонстрирует наибольшие стандартные отклонения и самые широкие 95-процентные доверительные интервалы: от  $4,05 \times 10^{-4}$  до  $8,59 \times 10^{-4}$  для фактора  $j$  и от  $1,71 \times 10^{-3}$  до  $8,39 \times 10^{-3}$  для коэффициента  $f$ . Это отражает повышенную чувствительность нейросети к изменчивости входных данных и стохастическим эффектам процесса обучения.

В противоположность этому модели XGBoost, LightGBM и CatBoost показывают более узкие доверительные интервалы и меньшие стандартные отклонения, что подтверждает их высокую стабильность и надежность, хотя их средние значения RMSE оказываются при этом незначительно выше.

Представленные в таблице 9 Данные отражают наиболее узкие средние интервалы прогнозирования для ИНС, что отражает более компактные оценки неопределенности, однако коэффициенты покрытия при этом оказываются немного ниже номинала и составляют 0,938–0,956. Это указывает на то, что модель ИНС в некоторых случаях может недооценивать истинную неопределенность. В то же время алгоритм LightGBM достигает максимального уровня покрытия на уровне 0,963–0,969, что при более широких интервалах демонстрирует высокую консервативность и структурную надежность метода. Модели XGBoost и CatBoost обеспечивают промежуточные результаты, эффективно балансируя между шириной интервала прогнозирования и процентом фактического покрытия.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) обеспечивает высочайшую точность прогнозирования, однако сохраняет высокую чувствительность к возмущениям входных данных и изменчивости процесса обучения, что приводит к относительно высокому уровню эпистемической неопределенности. В противоположность этому модели XGBoost и LightGBM, обладая немного меньшей средней точностью, обеспечивают более

стабильные и надежные прогнозы. Такое свойство ансамблевых методов дает им серьезное преимущество в реальных инженерных приложениях с жесткими требованиями к эксплуатационной надежности.

Таблица 8 — Статистический анализ надежности моделей и оценка прогностической ошибки методом бутстрэппинга

Модель	RMSE_j (среднее ± CO)	95% ДИ_j	RMSE_f (среднее ± CO)	95% ДИ_f
CatBoost	8.33e-04 ± 1.81e-04	[7.81e-04, 8.84e-04]	5.96e-03 ± 1.73e-03	[5.47e-03, 6.45e-03]
LGBM	9.84e-04 ± 1.23e-04	[9.49e-04, 1.02e-03]	6.61e-03 ± 1.42e-03	[6.21e-03, 7.02e-03]
XGBoost	7.94e-04 ± 1.12e-04	[7.62e-04, 8.26e-04]	5.50e-03 ± 7.02e-04	[5.30e-03, 5.70e-03]
ИНС	5.36e-04 ± 1.63e-04	[4.05e-04, 8.59e-04]	3.24e-03 ± 1.55e-03	[1.71e-03, 8.39e-03]

Таблица 9 — Оценка интервалов прогнозирования с уровнем точности выше 95% и коэффициентов покрытия для исследуемых алгоритмов машинного обучения

Модель	Покрытие_j	Средняя ширина_j	Покрытие_f	Средняя ширина_f
CatBoost	0.945	2.100e-03	0.963	1.240e-02
LGBM	0.969	3.307e-03	0.963	1.546e-02
XGBoost	0.951	1.844e-03	0.963	1.299e-02
ИНС	0.956	1.557e-03	0.938	8.185e-03

### 3.4.2 Анализ производительности различных моделей

В данном исследовании обучены четыре модели на шести наборах данных компактных теплообменников. Входные параметры включают 13 переменных, к которым относятся число Рейнольдса, тип ребра, расположение ребер, высота ребра (расстояние между пластинами), шаг ребер 1, шаг ребер 2, толщина ребра, длина волны, амплитуда, шаг жалюзи, зазор жалюзи, диаметр штырька 1 и диаметр штырька 2. Тип и расположение ребер являются категориальными переменными, остальные параметры представляют собой числовые значения. Выходными параметрами служат фактор  $j$  и коэффициент  $f$ .

В таблице 10 приведены результаты оценки прогностической эффективности четырех моделей машинного обучения (CatBoost, XGBoost, LightGBM и ИНС), выраженной через коэффициент детерминации  $R^2$  и корневую среднеквадратическую ошибку (RMSE) для фактора Колберна  $j$  и коэффициента трения  $f$ . На обучающей выборке все четыре алгоритма продемонстрировали исключительно высокую точность аппроксимации данных, при которой показатели  $R^2$  превысили 99%, причем модель ИНС достигла максимального уровня точности, в то время как алгоритм LightGBM показал сравнительно меньшую эффективность. На независимой тестовой выборке модель ИНС также обеспечила высокий уровень точности прогнозирования: значения  $R^2$  составили 0,9963 для фактора  $j$  и 0,9975 для коэффициента  $f$  при наименьших значениях RMSE, равных 0,000295 и 0,00125 соответственно, что подтверждает точное совпадение расчетных прогнозов с фактическими данными.

Расчет с помощью модели XGBoost показали высокую эффективность, превзойдя другие алгоритмы на основе «деревьев» решений как по точности, так и по стабильности прогнозирования: значения  $R^2$  составили 0,9905 для фактора  $j$  и 0,9792 для коэффициента  $f$  при значениях RMSE, равных 0,000471 и 0,00428 соответственно. Алгоритм CatBoost показал незначительно

меньшую точность по сравнению с XGBoost, но с помощью него были получены более высокие параметры оценки эффективности расчетов по сравнению с алгоритмом LightGBM, достигнув высоких значений  $R^2$  и малых значений показателей погрешности для этих выходных параметров, что обеспечило оптимальный баланс между точностью и вычислительной эффективностью. Точность прогнозирования LightGBM осталась на достаточном уровне, однако данная модель показала самые низкие результаты среди всех исследованных алгоритмов, что подчеркивает ее относительные ограничения при текущем наборе признаков и сочетаний гиперпараметров.

Таблица 10 — Показатели прогностической эффективности моделей машинного обучения на обучающей и тестовой выборках

Модель	Обучающая выборка				Тестовая выборка			
	$R^2-j$	$R^2-f$	RMSE-j	RMSE-f	$R^2-j$	$R^2-f$	RMSE-j	RMSE-f
Catboost	99.57%	99.61%	0.000330	0.00190	98.67%	98.23%	0.000557	0.00386
LGBM	99.29%	99.30%	0.000425	0.00254	97.94%	97.27%	0.000693	0.00480
XGBoost	99.71%	99.52%	0.000270	0.0021	99.05%	97.92%	0.000471	0.00428
ИНС	99.75%	99.95%	0.000250	0.000646	99.63%	99.75%	0.000295	0.00125

Модель ИНС демонстрирует превосходную обобщающую способность и точность в прогнозировании факторов  $j$  и  $f$ . Она является самой точной моделью в данном исследовании. Модель XGBoost на основе деревьев имеет серьезные преимущества, обусловленные простотой обработки данных и исключительной точностью.

На Рисунке 46 представлено распределение относительных ошибок прогнозирования фактора  $j$  и коэффициента  $f$  на тестовой выборке для моделей ИНС, XGBoost, CatBoost и LightGBM, что обеспечивает прямое визуальное сравнение точности каждой архитектуры и наглядно отображает расхождение между расчетными и фактическими значениями. Модель ИНС обладает

наивысшей точностью: погрешность прогнозирования коэффициента  $f$  лежит в пределах 20%, при этом для большинства точек она не превышает 10%, и лишь минимальное количество прогнозов фактора  $j$  выходит за 20-процентный порог, что подтверждает исключительную стабильность и надежность нейросети. Модель XGBoost также демонстрирует отличные результаты, при которых лишь ограниченное число предсказаний пересекает 20-процентную границу ошибок для обоих параметров, указывая на высокий уровень прогностической способности.

Алгоритм CatBoost характеризуется незначительно меньшей точностью, однако продолжает обеспечивать удовлетворительную эффективность, сохраняя основную массу прогнозов в пределах 20-процентной погрешности. В свою очередь, алгоритм LightGBM показывает наименее благоприятные результаты: для данной модели зафиксирован заметно повышенный процент прогнозов коэффициента  $f$  с ошибками более 10%, а в оценках фактора  $j$  наблюдается значительное количество выбросов с погрешностью вплоть до 20%. Таким образом, модели ИНС и XGBoost обеспечивают повышенную прогностическую точность и надежность, эффективно минимизируя крупные ошибки, тогда как LightGBM демонстрирует менее стабильную работу, что подчеркивает критическую важность обоснованного выбора архитектуры в задачах теплофизического моделирования.

Проведена оценка статистической значимости различий между четырьмя предиктивными моделями с помощью критерия Фридмана с последующим применением апостериорного критерия Немени. Результаты критерия Фридмана (Таблица 11) указывают на высокосignificant различия по всем оценочным метрикам, включая RMSE, MAE и  $R^2$  для прогнозов фактора  $j$  и коэффициента  $f$ , при этом значение  $p$  составляет менее  $10^{-22}$  для всех показателей, что математически подтверждает неоднородность эффективности исследуемых алгоритмов. Последующие попарные сравнения с использованием критерия Немени (таблица 12) позволили выявить конкретные статистические взаимосвязи между моделями: так, модель ИНС

продемонстрировала значительное снижение ошибки RMSE для фактора  $j$  по сравнению с CatBoost и LightGBM при уровне значимости  $p < 0,001$ . В то же время различия между ИНС и XGBoost по данной метрике не достигли статистической значимости ( $p = 0,789$ ), что свидетельствует о сопоставимой точности этих двух алгоритмов.

Модель ИНС неизменно обеспечивает наилучшую или статистически эквивалентную эффективность по метрикам RMSE для коэффициента  $f$ , а также MAE и  $R^2$ . Проведенный статистический анализ строго подтверждает статус ИНС как наиболее эффективной модели, уверенно лидирующей по показателям интенсивности теплообмена и гидравлического сопротивления. Нейросеть демонстрирует статистически значимые улучшения по сравнению с алгоритмами на основе деревьев решений в большинстве попарных сравнений, что служит веским доказательством превосходства архитектуры ИНС в задачах точного прогнозирования теплогидравлических характеристик исследуемых теплообменных аппаратов.

Практические соображения в реальных инженерных задачах выявляют жесткий компромисс между математической точностью модели и ее операционной эффективностью. В то время как алгоритмы на основе деревьев решений способны напрямую включать категориальные переменные и устойчивы к пропущенным значениям, что позволяет им легко обрабатывать разнородные массивы данных с минимальной предварительной подготовкой, модель ИНС требует числовой импутации пропусков и унитарного кодирования категориальных признаков для полного фиксирования их скрытых взаимодействий. Из-за этих требований модель ИНС в данном исследовании использует 20-мерный входной вектор, а оптимизация структуры сети методом сеточного поиска изначально потребовала 20 часов вычислительного времени. Внедрение стратегии ранней остановки и сужение диапазона структурных параметров позволили сократить время вычислений до 5 часов, однако алгоритм XGBoost с 13-мерным входным вектором достиг

оптимальной эффективности менее чем за 30 минут. Такое преимущество в вычислительной скорости имеет критическое значение, особенно ярко проявляясь при масштабировании моделей на более сложные конфигурации оребрения или массивные наборы данных.

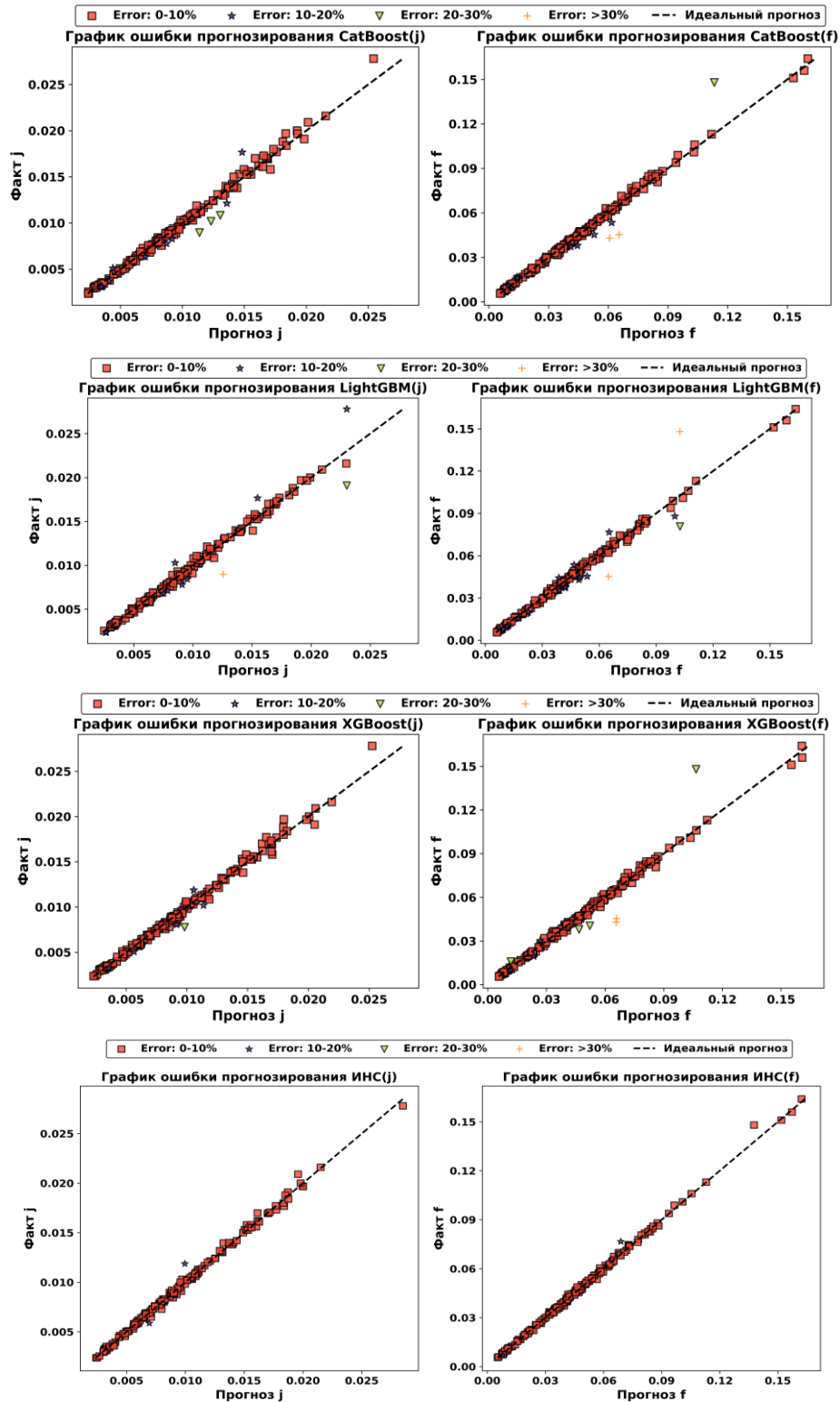


Рисунок 46 — Распределение относительных ошибок прогнозирования фактора  $j$  и коэффициента  $f$  на тестовой выборке

Таблица 11 — Оценка статистической значимости различий между моделями с использованием непараметрического критерия Фридмана

target	Friedman $\chi^2$	p-value
RMSE_j	105.00	$1.31 \times 10^{-22}$
RMSE_f	108.34	$2.50 \times 10^{-23}$
MAE_j	117.43	$2.76 \times 10^{-25}$
MAE_f	133.08	$1.17 \times 10^{-28}$
R <sup>2</sup> _j	105.00	$1.31 \times 10^{-22}$
R <sup>2</sup> _f	108.34	$2.50 \times 10^{-23}$

Таблица 12 — Апостериорный анализ попарных сравнений алгоритмов с использованием критерия Неменьи (RMSE\_j)

	XGBoost	LGBM	CatBoost	ANN
XGBoost	1.0	$1.26 \times 10^{-6}$	$3.10 \times 10^{-14}$	$7.89 \times 10^{-1}$
LGBM	$1.26 \times 10^{-6}$	1.0	$4.20 \times 10^{-2}$	$5.64 \times 10^{-9}$
CatBoost	$3.10 \times 10^{-14}$	$4.20 \times 10^{-2}$	1.0	0.0000
ANN	$7.89 \times 10^{-1}$	$5.64 \times 10^{-9}$	0.0000	1.00

### 3.5 Сравнение ИНС и XGBoost с традиционными эмпирическими корреляциями

Эмпирические корреляции для расчета теплообмена представляют собой широко распространенный инструмент, используемый для прогнозирования тепловых характеристик компактных теплообменных аппаратов (КТ). Большинство подобных зависимостей основано на классическом уравнении Диттуса-Болтера и адаптировано под конкретные конфигурации оребрения, режимы работы и типы теплоносителей. Однако такие корреляции часто обладают невысокой точностью прогнозирования (с

погрешностью на уровне 20%) и характеризуются множеством различных математических форм, что накладывает существенные практические ограничения на процессы проектирования и оптимизации современных КТ. В качестве альтернативы данное исследование предлагает унифицированную систему моделирования, охватывающую различные геометрии ребер, что позволяет значительно повысить точность и надежность теплового проектирования.

Модель ИНС демонстрирует наивысшую точность прогнозирования, тогда как модель XGBoost, обладая незначительно меньшей точностью, требует минимальной предварительной обработки данных и обеспечивает более высокую скорость вычислений, что делает ее эффективным инструментом для обработки разнородных типов ребрения. В данном разделе проводится сравнительный анализ эффективности этих двух моделей машинного обучения со стандартными эмпирическими корреляциями. Поскольку классические эмпирические формулы справедливы лишь в ограниченных диапазонах параметров, для корректного сопоставления были сформированы соответствующие целевые подвыборки данных. В качестве объекта для детального анализа выбраны прерывистые ребра (OSF), а для сравнения отобраны две репрезентативные корреляции: широко цитируемая зависимость Манглика и Берглеса (Manglik & Bergles, 1995) и прецизионная формула Нареша и др. (Naresh et al., 2021), подробные математические выражения которых приведены в Таблице 13. Стоит отметить, что исходная форма аппроксимации эмпирической зависимости Нареша была модифицирована на основе предшествующих исследований, что позволило повысить ее точность. Данные корреляции выбраны ввиду их высокой актуальности, доказанной надежности, а также различий в периодах публикации и границах областей прогнозирования.

Авторы Манглик [49] и Нареш [22] в своих работах проводили глубокий сравнительный анализ различных конструкций прерывистых ребер. Для

обеспечения объективности сопоставления в данном исследовании из классической монографии Кейса и Лондона (Kaays & London) «Компактные теплообменники» [9] были отобраны верифицированные данные, строго удовлетворяющие граничным условиям рассматриваемых эмпирических уравнений.

Таблица 13 — Обзор эмпирических корреляций теплогидравлических характеристик для сравнительного анализа

Источник	Эмпирические корреляции	Условия и ограничения
Manglik [49]	$j = 0.6522 \text{Re}^{-0.5403} \alpha^{-0.1541} \delta^{0.1499} \gamma^{-0.0678}$ $\times \left[ 1 + 5.269 \times 10^{-5} \text{Re}^{1.340} \alpha^{0.504} \delta^{0.456} \gamma^{-1.055} \right]^{0.1}$ $f = 9.6243 \text{Re}^{-0.7422} \alpha^{-0.1856} \delta^{0.3053} \gamma^{-0.2659}$ $\times \left[ 1 + 7.669 \times 10^{-8} \text{Re}^{4.429} \alpha^{0.920} \delta^{3.767} \gamma^{0.236} \right]^{0.1}$	$0.134 \leq \frac{p}{H} \leq 1.304$ $0.012 \leq \frac{t}{L} \leq 0.060$ $0.038 \leq \frac{t}{p} \leq 0.195$
Naresh [70]	$j = X_1 + (X_2 + 0.209407 \text{Re}^{X_3}) e^{X_4}$ $f = Y_1 + (Y_2 + 0.278915 \text{Re}^{Y_3}) e^{Y_4}$	-

На рисунке 47 представлено комплексное сравнительное исследование корневой среднеквадратической процентной ошибки (RMSPE) для предсказанных значений фактора  $j$  и коэффициента  $f$  применительно к одиннадцати различным типам прерывистых ребер. В рамках данного анализа оценивается эффективность четырех методов прогнозирования, к которым относятся эмпирические корреляции Манглика (Manglik) и Нареша (Naresh), а также две модели машинного обучения — XGBoost и ИНС. Соответствующие гистограммы распределены по двум отдельным подграфикам: на верхней панели отображаются результаты для фактора  $j$ , в то время как нижняя панель характеризует погрешность расчета коэффициента  $f$ . Каждый отдельный столбец на этих диаграммах количественно отражает величину ошибки RMSPE конкретного метода для заданной конфигурации прерывистого ребра.

Результаты исследования наглядно демонстрируют превосходство моделей машинного обучения над традиционными эмпирическими подходами. Модель ИНС стабильно обеспечивает наименьшие значения метрики RMSPE для большинства типов прерывистых ребер, при этом погрешность прогнозирования факторов  $j$  и  $f$  часто составляет менее 3%, что существенно превосходит показатели классических корреляций Манглика (Manglik) и Нареша (Naresh). Модель XGBoost также функционирует с высокой степенью надежности, демонстрируя значения RMSPE менее 10% и отлично справляясь с геометрической нелинейностью и взаимным влиянием параметров. В то же время эмпирические модели в ряде случаев показывают значительные отклонения с ростом RMSPE свыше 20%.

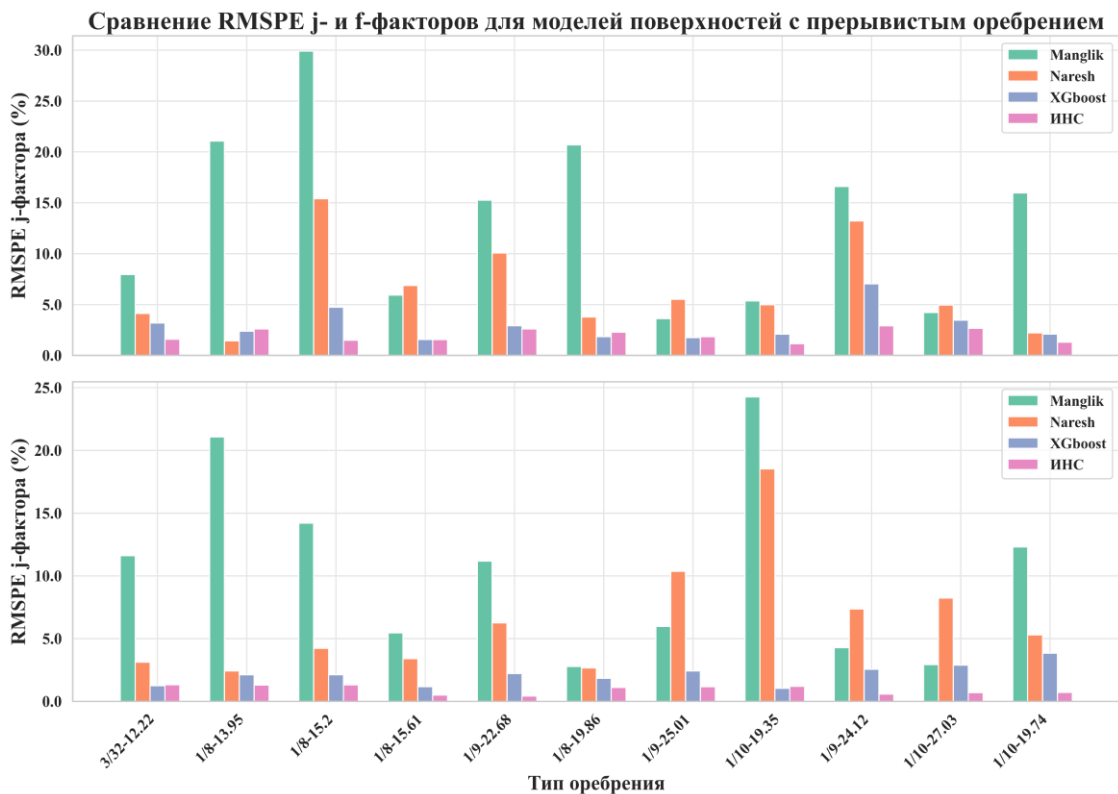


Рисунок 47 — Сравнение корневой среднеквадратической процентной ошибки (RMSPE) моделей машинного обучения и традиционных эмпирических корреляций для 11 типов прерывистых ребер

Алгоритмы машинного обучения обеспечивают гораздо более равномерную и сбалансированную точность прогнозирования благодаря своей способности корректно улавливать нелинейные многомерные связи в

геометрии прерывистых ребер. Минимальные колебания RMSPE у модели ИНС при переходе от одного типа ребер к другому свидетельствуют о ее высокой обобщающей способности. Таким образом, модели на основе данных не просто повышают общую математическую точность расчетов, но и кардинально улучшают надежность и согласованность прогнозирования теплогидравлических характеристик сложных компактных теплообменных аппаратов.

На рисунках 48 и 49 представлена прогностическая эффективность четырех моделей, предназначенных для расчета фактора  $j$  и коэффициента  $f$  применительно к различным конструкциям прерывистых ребер. В число анализируемых алгоритмов входят две распространенные эмпирические корреляции — модели Манглика (Manglik) и Нареша (Naresh), а также две методологии машинного обучения — XGBoost и ИНС. Оба графика отображают прогнозируемые значения в зависимости от экспериментальных эталонных данных, при этом пунктирная диагональная линия обозначает идеальное совпадение расчетных и опытных величин, а заштрихованная область иллюстрирует предел допустимой относительной ошибки в диапазоне  $\pm 20\%$ .

Модель ИНС демонстрирует высочайшую точность прогнозирования: ее предсказания плотно сгруппированы вдоль линии идеального совпадения, при этом практически все точки данных находятся в пределах 5-процентной погрешности. Это подтверждает исключительную точность алгоритма и его способность к эффективному обобщению данных для различных сложных конфигураций прерывистых ребер. Модель XGBoost характеризуется несколько большей дисперсией по сравнению с ИНС, однако она уверенно превосходит традиционные эмпирические подходы. В то же время корреляция Манглика (Manglik) показывает значительное расхождение с экспериментальными данными, а корреляция Нареша (Naresh), несмотря на улучшенную точность аппроксимации, заметно уступает моделям машинного обучения по своим математическим характеристикам.

Модель ИНС обеспечивает 100-процентную точность прогнозирования коэффициента  $f$  в пределах 10-процентного допуска, при этом более 95% ее предсказаний попадают в узкий диапазон погрешности до 2%. Модель XGBoost также демонстрирует исключительно высокую эффективность, гарантируя 100% прогнозов в пределах 20-процентной погрешности и обеспечивая точность выше 87% в пределах 5-процентного интервала. В противоположность им традиционные эмпирические корреляции характеризуются заметно меньшей точностью: так, формула Нареша (Naresh) достигает показателей покрытия 96,7% в пределах 20-процентной ошибки и лишь 67,5% в пределах 5-процентной, тогда как корреляция Манглика (Manglik) обеспечивает только 86,7% в пределах 20% и 37,5% в пределах 5-процентного порога погрешности.

Аналогичная тенденция наблюдается и при прогнозировании фактора  $j$ : модель ИНС обеспечивает 100% прогнозов в пределах 10-процентного допуска и 91,67% в пределах 5-процентной погрешности, тогда как алгоритм XGBoost гарантирует 100-процентную точность в границах 20% и достигает 89,17% в пределах 5-процентного интервала. В то же время формула Нареша (Naresh) характеризуется точностью 96,7% в пределах 20-процентной ошибки и 57,5% в пределах 5-процентной, а корреляция Манглика (Manglik) дает лишь 79,2% прогнозов в пределах 20% и только 31,7% в пределах 5-процентного порога. Полученные результаты однозначно иллюстрируют существенные недостатки традиционных эмпирических корреляций, которые не способны эффективно работать со сложными и разнообразными геометрическими формами ребер, что критически снижает их прогностическую надежность. В противоположность им модели машинного обучения демонстрируют кардинально более высокую эффективность, причем архитектура ИНС заметно минимизирует ошибки прогнозирования и обеспечивает строгую согласованность при одновременном расчете интенсивности теплообмена и гидравлического сопротивления.

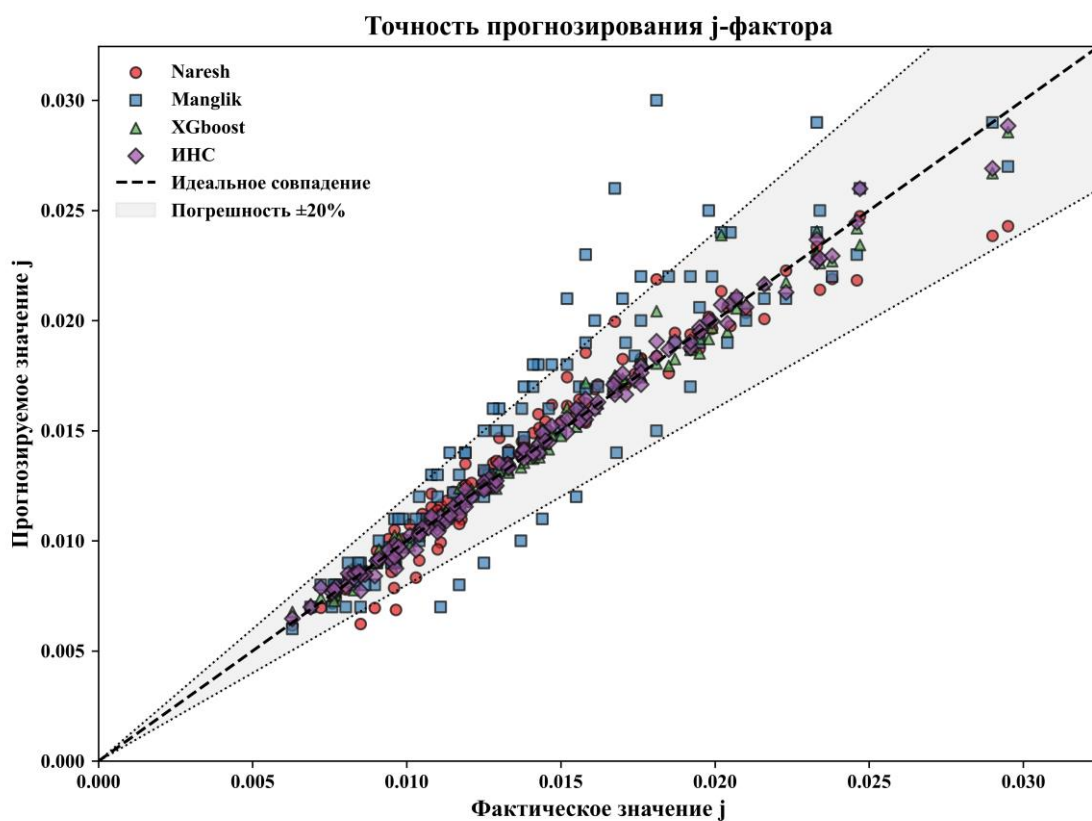


Рисунок 48 — Сравнение точности прогнозирования фактора  $j$

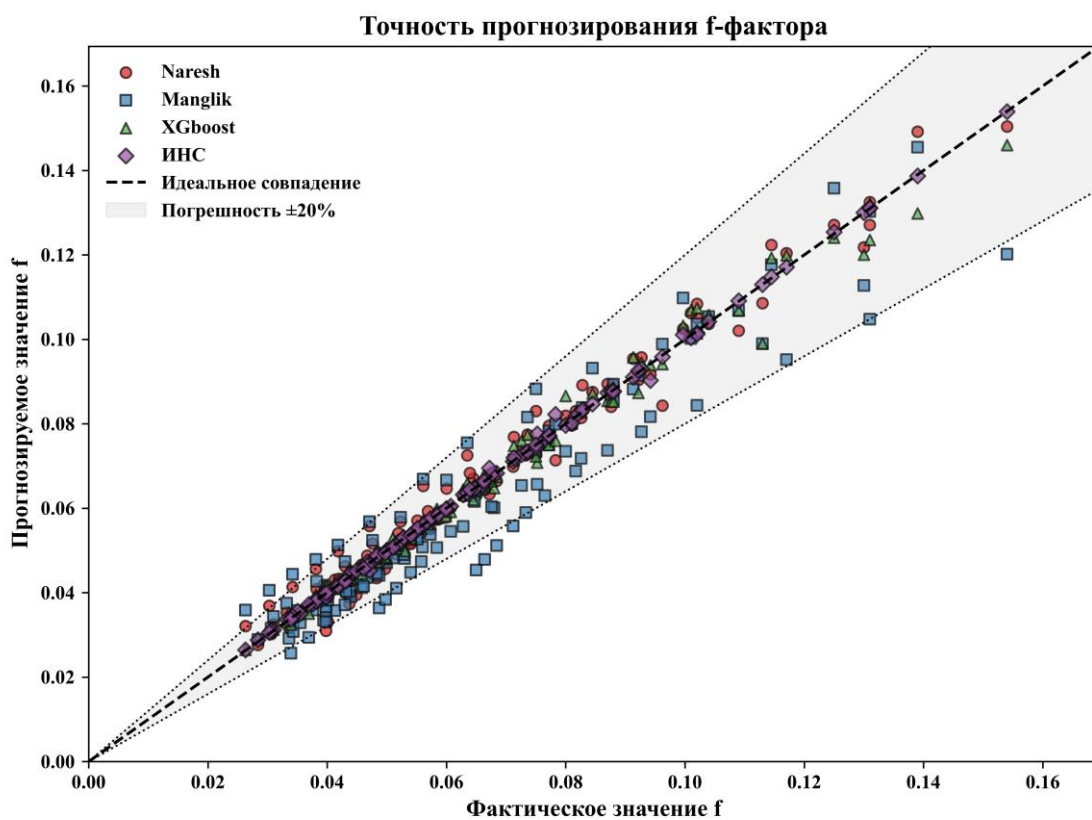


Рисунок 49 — Сравнение точности прогнозирования коэффициента  $f$

На рисунках 50 и 51 представлена комплексная оценка прогностической способности четырех подходов — моделей ИНС, XGBoost, а также эмпирических корреляций Манглика (Manglik) и Нареша (Naresh) — применительно к двум конкретным конфигурациям прерывистых ребер (моделям 1/8–15.2 и 1/9–22.68). Рассчитанные значения факторов  $j$  и  $f$  сопоставляются в работе с экспериментальными результатами, при этом для оценки точности алгоритмов в широком диапазоне чисел Рейнольдса используются планки погрешностей  $\pm 5\%$ ). Данные графические зависимости дают детальное понимание общих тенденций и наглядно объясняют поведение моделей при фиксированных геометрических характеристиках оребрения и различных режимах течения потока.

На рисунке 50 представлены важные физические тенденции для геометрии прерывистых ребер 1/8–15.2. При числах Рейнольдса  $Re < 1200$  традиционные эмпирические корреляции Манглика (Manglik) и Нареша (Naresh) стабильно завышают значения фактора  $j$ , при этом величина ошибки превышает установленный предел  $\pm 5\%$ . Алгоритм XGBoost в данной области также показывает незначительное завышение, но с существенно меньшими отклонениями, в то время как модель ИНС демонстрирует исключительно высокую точность, поскольку все ее прогнозы строго укладываются в предел погрешности  $\pm 5\%$ , что подчеркивает высочайшую надежность нейросети при низких скоростях потока. В диапазоне  $Re = 1200–6000$  алгоритмы ИНС и XGBoost показывают отличную эффективность при прогнозировании фактора  $j$ , демонстрируя превосходную согласованность с экспериментальными эталонными данными, тогда как корреляция Нареша стабильно занижает интенсивность теплообмена, а корреляция Манглика выявляет значительные расхождения.

При расчете коэффициента  $f$  модель ИНС также постоянно обеспечивает наиболее точные и надежные прогнозы, а алгоритм XGBoost показывает близкие к ней результаты, вариации которых остаются в допустимых границах.

В свою очередь, корреляция Нареша демонстрирует лишь умеренное совпадение с экспериментом, тогда как модель Манглика дает самые значительные погрешности, которые становятся особенно заметными в области низких чисел Рейнольдса, что строго подтверждает ее ограниченную обобщающую способность.

На рисунке 51 приведены результаты для геометрии прерывистых ребер 1/9–22.68, которые отражают аналогичную физическую тенденцию. Алгоритмы ИНС и XGBoost демонстрируют исключительно точное совпадение с экспериментальными результатами для фактора  $j$  во всем исследованном спектре чисел Рейнольдса, при этом практически все прогнозы стабильно остаются внутри пределов погрешности  $\pm 5\%$ , за исключением единственной точки при  $Re = 300$ . Данный факт дополнительно подтверждает высокую обобщающую способность нейросети и ее эффективную работу в различных условиях течения потока и конфигурациях оребрения. Кроме того, модель ИНС демонстрирует почти идеальную корреляцию с опытными данными при расчете коэффициента  $f$ , что подчеркивает ее прецизионную точность, в то время как алгоритм XGBoost также уверенно остается в заданном диапазоне погрешности  $\pm 5\%$ . В свою очередь, эмпирическая корреляция Нареша (Naresh) по качеству аппроксимации превосходит модель Манглика (Manglik), однако обе они продолжают давать существенные расхождения с экспериментальным подмножеством.

На рисунках 50 и 51 наглядно представлена повышенная прогностическая способность моделей машинного обучения, которые с высокой точностью описывают теплогидравлические характеристики различных конфигураций прерывистых ребер. Эмпирическая корреляция Нареша (Naresh) характеризуется определенными улучшениями по сравнению с более ранними традиционными зависимостями, однако она стабильно уступает по точности аппроксимации методологиям на основе данных. Алгоритмы машинного обучения обеспечивают значительное снижение

погрешностей прогнозирования, при этом архитектура ИНС гарантирует высокую надежность результатов, уверенно охватывая различные геометрии оребрения и режимы течения потока, что делает ее исключительно эффективным инструментом для проектирования компактных теплообменных аппаратов.

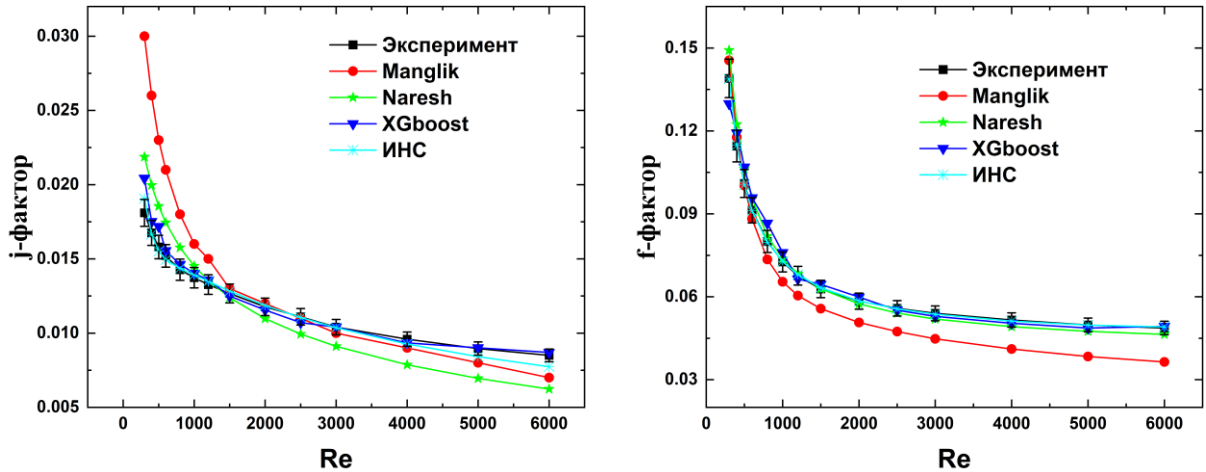


Рисунок 50 — Оценка ошибки прогнозирования теплогидравлических характеристик для прерывистого ребра модели 1/8-15.2 (диапазон Re 300–6000)

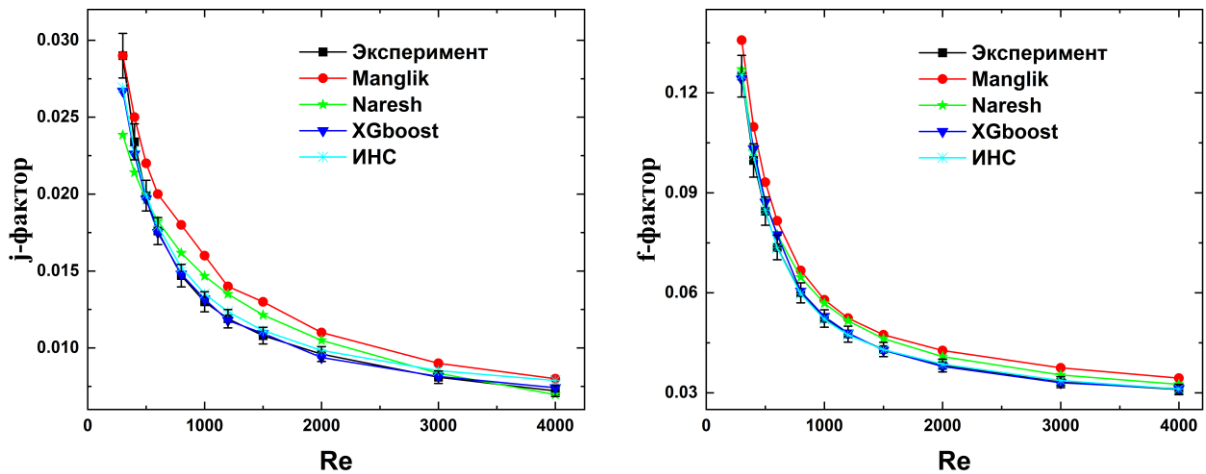


Рисунок 51 — Оценка ошибки прогнозирования теплогидравлических характеристик для прерывистого ребра модели 1/9-22.68 (диапазон Re 300–6000)

Превосходная эффективность предложенных моделей машинного обучения обусловлена несколькими фундаментальными аспектами:

- Ограниченность эмпирических баз данных. Классические формулы выводятся на основе узких экспериментальных выборок с использованием упрощенных алгебраических выражений, которые не способны в полной мере отразить глубокую нелинейность гидродинамических и теплообменных процессов внутри компактных теплообменных аппаратов.

- Изолированное рассмотрение параметров. Традиционные корреляции оценивают геометрические характеристики обособленно, тогда как на практике шаг, высота и толщина ребер, а также число Рейнольдса находятся в строгой взаимосвязи, одновременно определяя развитие пограничного слоя, точки отрыва потока и гидравлические потери. Предиктивные алгоритмы машинного обучения естественным образом учитывают эти сложные нелинейные перекрестные взаимодействия за счет встроенных возможностей многослойного отображения признаков.

- Унификация разнородных геометрий. Эмпирические зависимости жестко привязаны только к одному конкретному типу оребрения, в то время как модели машинного обучения демонстрируют высокую обобщающую способность для множества конфигураций, формируя единую универсальную систему прогнозирования для гладких, прерывистых, волнистых, жалюзийных и штырьковых ребер.

- Переносимость за счет обработки больших данных. Предложенные алгоритмы полностью основаны на данных (data-driven), используя масштабные и разнородные обучающие массивы, что обеспечивает им повышенную прогностическую надежность, устойчивость и переносимость.

Перечисленные неоспоримые преимущества обуславливают высокую эффективность методов машинного обучения, которые стабильно обеспечивают минимальные значения метрики RMSPE и гарантируют равномерную точность аппроксимации в широком диапазоне чисел Рейнольдса и различных конфигураций оребрения.

## **3.6 Многокритериальная оптимизация спирального оребрения и анализ механизмов**

### **3.6.1 Верификация суррогатной модели**

Строгая верификация прогностической точности суррогатной модели является обязательным условием, гарантирующим надежность последующей многокритериальной оптимизации. Для обеспечения равномерного охвата пространства проектирования исходный массив данных был разделен с использованием стратегии стратифицированной выборки на основе числа Рейнольдса. При этом обучающая выборка, предназначенная для реконструкции модели, составила 85%, тогда как оставшиеся 15% были выделены в независимую тестовую выборку для объективной оценки эффективности прогнозирования.

В данной вычислительной структуре отдельная валидационная выборка не используется, несмотря на то, что традиционные алгоритмы обратного распространения погрешности (в частности, алгоритм Левенберга-Марквардта) обычно требуют ее наличия для реализации стратегии ранней остановки. Вместо этого для обучения нейронной сети применяется алгоритм байесовской регуляризации (BR), который автоматически штрафует чрезмерно сложные модели за счет введения дополнительного регуляризационного члена в целевую функцию. Алгоритм BR минимизирует линейную комбинацию квадратов ошибок и весовых коэффициентов, и такая математическая формулировка естественным образом предотвращает переобучение, обеспечивая надежную обобщающую способность модели. Данный подход позволяет достичь максимальной эффективности использования данных, задействуя полные 85% образцов непосредственно для процесса обучения.

Для итоговой модели МРЧ-ИНС в качестве оптимальной топологии была выбрана двухслойная архитектура скрытых слоев вида [15,10],

определение которой основывалось на размерности входных и выходных векторов, а также на результатах исследования абляции (исследования вклада отдельных компонентов). При этом обучение модели проводилось с использованием физико-информированной логарифмической структуры данных.

В таблице 15 приведен сравнительный статистический анализ трех альтернативных стратегий моделирования: базовой архитектуры ИНС, гибридной модели МРЧ-ИНС и предложенной физико-информированной модификации ФИНС-МРЧ-ИНС. Базовая модель ИНС характеризуется наиболее высокими погрешностями прогнозирования, при которых средняя абсолютная процентная ошибка (МАРЕ) для коэффициента трения  $f$  достигает 3,52%. Внедрение алгоритма метода роя частиц (МРЧ) для глобальной инициализации весовых коэффициентов позволяет существенно повысить стабильность сходимости, благодаря чему гибридная модель МРЧ-ИНС обеспечивает значительное снижение метрики МАРЕ для коэффициента  $f$  — до 1,27%.

Предложенная модель ФИНС-МРЧ-ИНС обеспечивает превосходную эффективность, демонстрируя наименьшие погрешности по всем оцениваемым статистическим метрикам. В частности, средняя абсолютная процентная ошибка (МАРЕ) для объемного коэффициента теплоотдачи  $h_v$  снижена до 0,47%, тогда как для коэффициента трения  $f$  она составляет всего 0,88%, а значения коэффициента детерминации  $R^2$  строго стремятся к единице. Полученные результаты экспериментально подтверждают высокую эффективность интеграции физико-информированной предварительной обработки данных с гибридной архитектурой МРЧ-ИНС. Такой подход позволяет успешно линеаризовать существенно нелинейные теплогидравлические зависимости, что гарантирует достижение максимальной точности прогнозов при решении последующих задач оптимизации.

Таблица 15 — Сравнительный статистический анализ прогностической точности стратегий суррогатного моделирования

эффективности	$h_v (W/(m^3 \cdot K))$			$f$		
	RMSE	MAPE (%)	R <sup>2</sup>	RMSE	MAPE (%)	R <sup>2</sup>
ИНС	4865	0.812	0.990	0.0023	3.52	0.981
МРЧ-ИНС	4365	0.730	0.995	0.0010	1.27	0.991
ФИНС-МРЧ-ИНС	3808	0.471	0.999	0.0007	0.88	0.998

На Рисунке 52 представлены графики четности для тестовой выборки, предназначенные для визуальной оценки обобщающей способности предложенной модели ФИНС-МРЧ-ИНС. Горизонтальная ось графиков отображает истинные значения параметров, полученные в результате высокоточных CFD-симуляций, в то время как вертикальная ось обозначает предсказания суррогатной модели. Диагональная пунктирная линия указывает на идеальное совпадение прогнозов с экспериментальными данными, а серая заштрихованная область определяет предел допустимой относительной ошибки в диапазоне  $\pm 5\%$ .

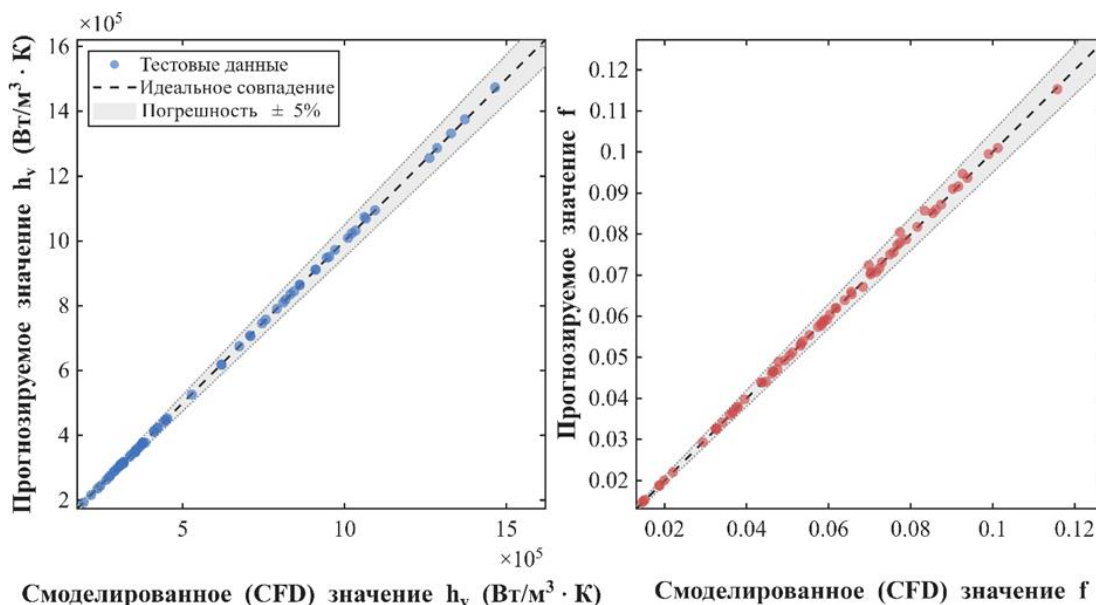


Рисунок 52 — Графики четности для оценки прогностической точности суррогатной модели ФИНС-МРЧ-ИНС на тестовой выборке: (а) объемный коэффициент теплоотдачи  $h_v$ ; (б) коэффициент трения  $f$

На рисунке 52(а) предсказанные точки для объемного коэффициента теплоотдачи  $h_v$  демонстрируют плотное группирование вокруг диагональной линии, что стабильно наблюдается во всем рабочем диапазоне величин от  $2,0 \times 10^5$  до  $1,5 \times 10^6$  Вт/(м<sup>3</sup>·К). В свою очередь, рисунок 52(б) демонстрирует высокую точность прогнозов коэффициента трения Фаннинга  $f$ , которая сохраняется даже в режиме низких значений параметра. Абсолютно все исследованные точки данных строго попадают в установленную полосу погрешности  $\pm 5\%$ .

Отсутствие значительных выбросов строго подтверждает успех применения физико-информированного логарифмического преобразования. Данная математическая операция успешно линеаризует нелинейные степенные зависимости, предотвращая развитие гетероскедастичности — статистического явления, которое часто наблюдается в традиционных моделях на основе данных. Благодаря этому предложенная суррогатная модель демонстрирует исключительную надежность и точность, что позволяет ей успешно заменять вычислительно затратные CFD-симуляции в последующем процессе многокритериальной оптимизации.

### 3.6.2 Результаты многокритериальной оптимизации

Оптимизация выполнена с использованием генетического алгоритма NSGA-II, интегрированного в цикл активного обучения. Характер сходимости суррогатной модели строго контролируется на основе последовательных верификационных расчетов методами CFD, что гарантирует высокую надежность итогового проекта. На рисунке 53 приведена количественная оценка данного процесса, полученная путем сопоставления распределений ошибок прогнозирования для потенциальных оптимальных конфигураций на первой и второй итерациях алгоритма.

Итерация 1 (Начальное исследование). Распределение серых точек рассеяния на рисунке 53 выявляет определенные ограничения начальной

суррогатной модели. В то время как прогнозы объемного коэффициента теплоотдачи  $h_v$  являются достаточно стабильными, расчетные значения коэффициента трения  $f$  демонстрируют значительную дисперсию. Ряд выбросов с высоким уровнем отклонения превышает порог погрешности в 30%, что соответствует специфическим геометриям с высоким удлинением ребер, которые были недостаточно представлены в исходной обучающей выборке, сформированной методом латинского гиперкуба (LHS).

Итерация 2 (Уточнение). После реализации процедуры заполняющей выборки (infill sampling) для точек с наибольшей погрешностью прогностическая способность модели резко возросла. Синие точки на Рисунке 53(б) наглядно иллюстрируют сжатие рассеянных ошибок для коэффициента  $f$  в плотный кластер, при этом среднее относительное отклонение (обозначенное оранжевой линией) значительно снизилось. Абсолютно все потенциальные проекты на итерации 2 строго укладываются в предел погрешности 5% (зеленая пунктирная зона), что подтверждает успешное и эффективное устранение слепых зон в исследуемом пространстве проектирования.

Визуальные данные демонстрируют эффективность структуры физико-информированного активного обучения. Системе требуется только один цикл обратной связи для достижения инженерной точности, что значительно снижает вычислительные затраты по сравнению с традиционными итерационными методами.

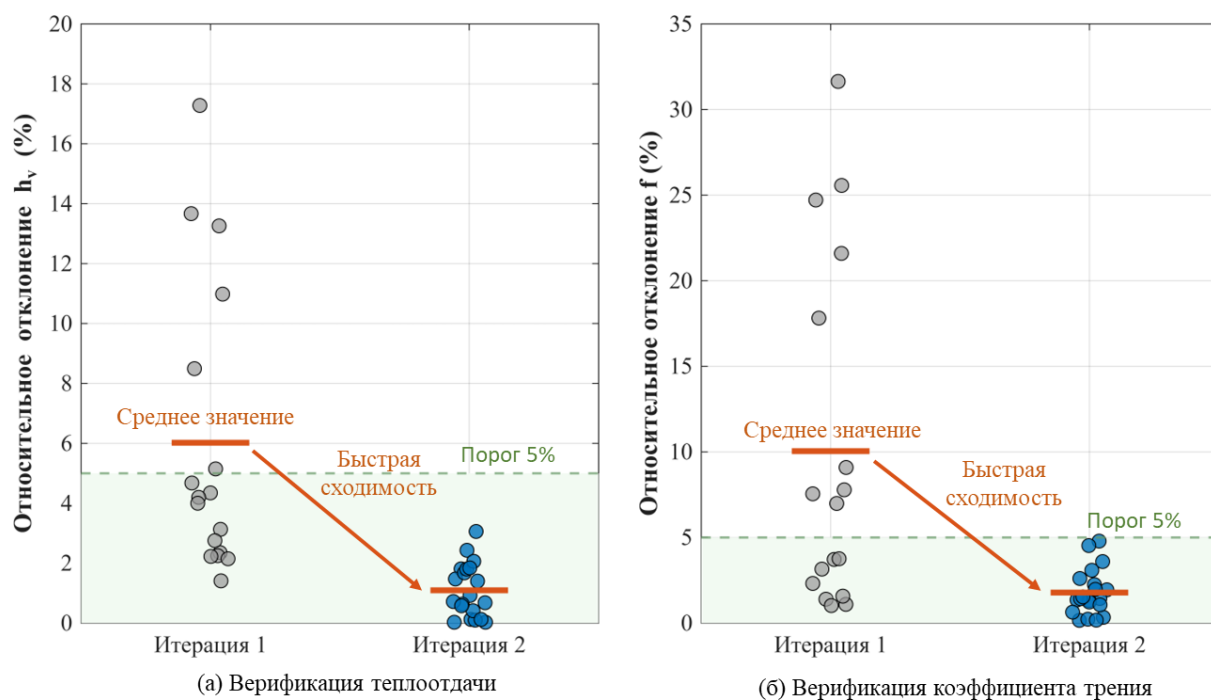
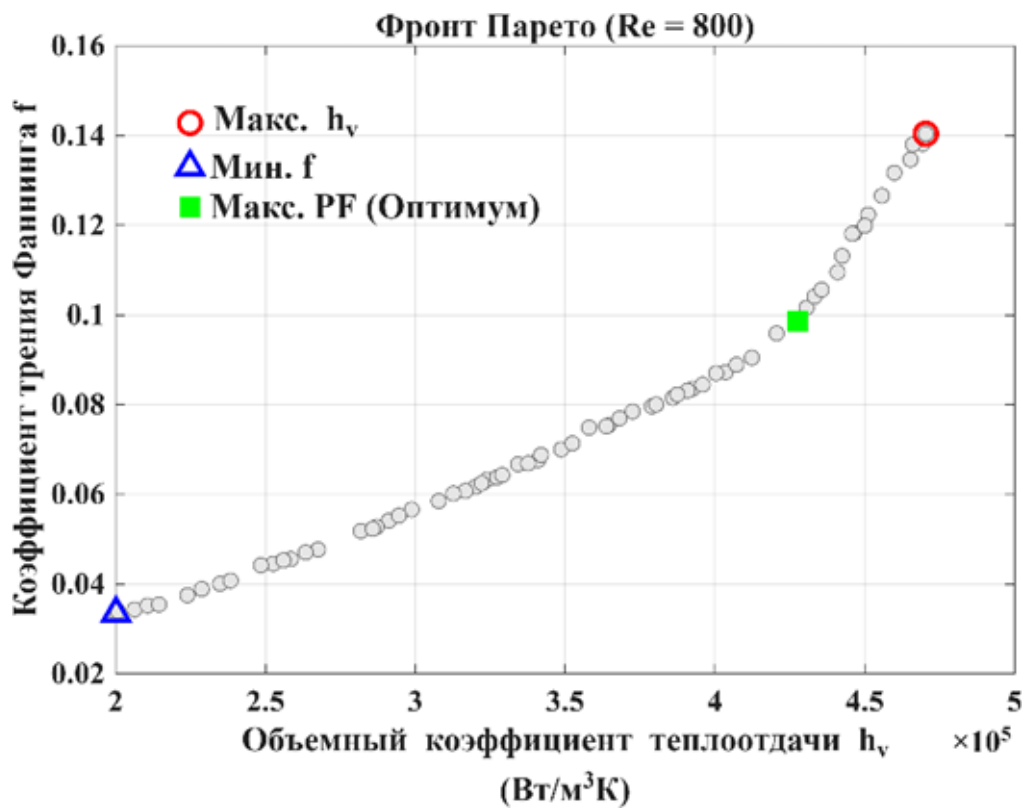


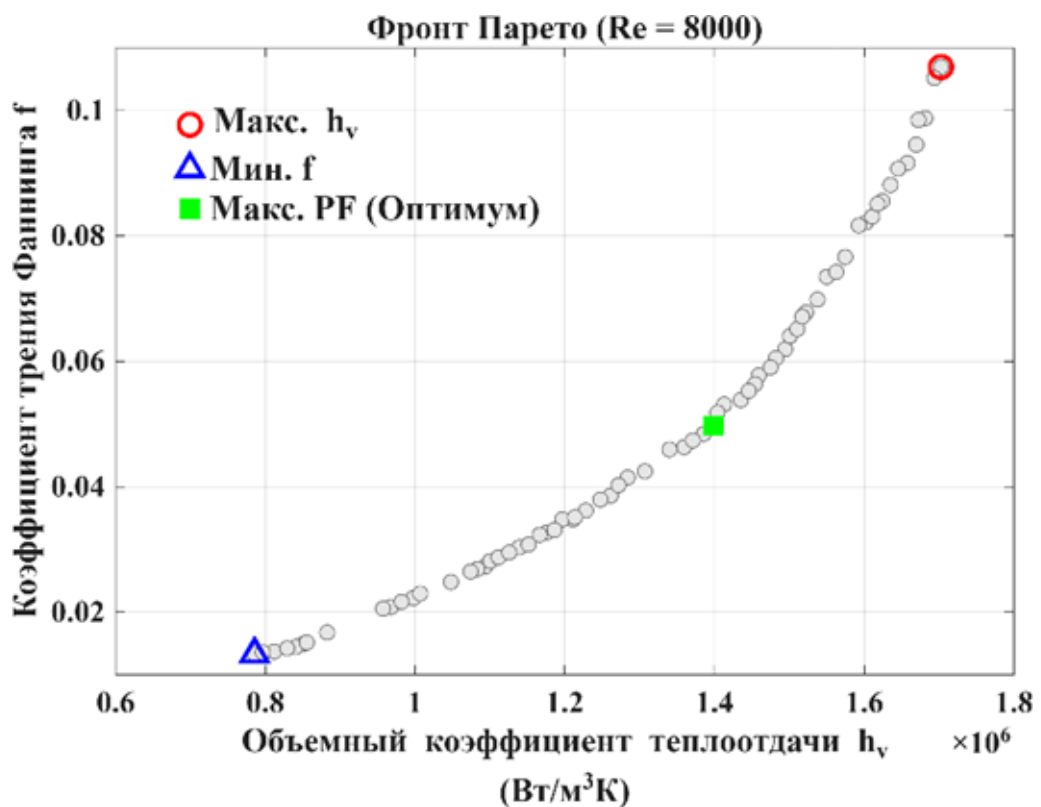
Рисунок 53 — Сравнение распределения ошибок прогнозирования на первой и второй итерациях алгоритма физико-информированного активного обучения

На рисунке 54 представлены Парето-оптимальные фронты для двух репрезентативных чисел Рейнольдса:  $Re = 800$ , соответствующего режиму с низкими скоростями потока, и  $Re = 8000$ , характеризующего режим с высоким числом Рейнольдса. Такое сопоставление наглядно иллюстрирует конфликтующую природу тепловых и гидравлических целей при различных режимах течения, где каждая точка на кривых представляет собой недоминируемое проектное решение, в котором ни одна целевая функция не может быть улучшена без ухудшения другой.

Оба Парето-фронта демонстрируют отчетливую выпуклую форму, что строго подтверждает внутренний компромисс между объемным коэффициентом теплоотдачи  $h_v$  и коэффициентом трения Фаннинга  $f$ . При этом положение оптимальной расчетной точки, обозначенной зеленым квадратом и соответствующей максимальному значению фактора производительности (PF), кардинально смещается при переходе между двумя рассмотренными режимами течения.



(a) Re=800



(б) Re=8000

Рисунок 54 — Парето-оптимальные фронты для целевых функций теплопередачи и гидравлического сопротивления

Режим  $Re = 800$  (рисунок 54а). Оптимальное решение расположено в верхней правой области фронта Парето и характеризуется относительно высоким гидравлическим сопротивлением. Поскольку в данном низкоскоростном ламинарном режиме затраты мощности на перекачку теплоносителя минимальны (прямо пропорционально скорости потока  $u$ ), алгоритм оптимизации отдает предпочтение конструкциям с интенсивными геометрическими характеристиками для максимизации теплоотдачи. В этих условиях энергетический выигрыш от улучшенных теплообменных характеристик существенно перевешивает затраты на преодоление повышенного сопротивления потоку.

Режим  $Re = 8000$  (рисунок 54б). Оптимальная конфигурация значительно смещается в левую нижнюю область Парето-фронта, являющуюся зоной низкого трения. В данном высокоскоростном турбулентном режиме перепад давления возрастает пропорционально квадрату скорости, что приводит к кубическому скачку потребления мощности на перекачку (прямо пропорционально  $u^3$ ). Для поддержания высокого значения общего коэффициента энергоэффективности ( $PF$ ) оптимальный компромисс требует принудительного подавления гидравлического сопротивления, из-за чего алгоритм отдает предпочтение гладким и обтекаемым конструкциям вместо интенсифицированных конфигураций.

В таблице 16 подробно представлены геометрические конфигурации и соответствующие показатели эффективности для трех репрезентативных оптимальных проектов при режимах  $Re = 800$  и  $Re = 8000$ . В число этих конфигураций входят проект с минимальным гидравлическим сопротивлением  $f_{min}$ , проект с максимальной теплоотдачей  $h_{vmax}$  и проект с максимальным значением фактора производительности ( $PF_{max}$ ). Приведенные данные наглядно подчеркивают выраженную структурную эволюцию геометрии оребрения, обусловленную изменением режимов течения потока.

Режим низких чисел Рейнольдса ( $Re = 800$ ). Комплексный оптимальный проект  $PF_{max}$  использует плотное расположение ребер, при котором значение  $\phi_s$  составляет 0,66, в сочетании с коротким спиральным шагом ( $\phi_l = 3,05$ ). Такая конфигурация обеспечивает существенное улучшение фактора производительности на 20,1% по сравнению с базовым эталонным вариантом. В данном случае увеличение площади поверхности теплообмена выступает основным фактором интенсификации в условиях относительно низкого гидравлического сопротивления. В противоположность этому проект  $f_{min}$  отдает предпочтение разреженной структуре для минимизации сопротивления формы: параметр  $\phi_s$  составляет примерно 0,89, а параметр  $\phi_l$  равен 7,95. Это приводит к чистому дефициту производительности на 19,5% вследствие недостаточной интенсивности теплоотдачи.

Режим высоких чисел Рейнольдса ( $Re = 8000$ ). При переходе в турбулентную область стратегия оптимизации коренным образом меняется, подстраиваясь под возрастающие гидравлические потери. Проект  $PF_{max}$  эволюционирует в сторону немного более разреженной конфигурации по сравнению с ламинарным случаем: параметр  $\phi_s$  увеличивается до 0,74, что позволяет сбалансировать компромисс между генерацией вихрей и ростом перепада давления. Относительное улучшение эффективности здесь составляет +10,6%, что ниже аналогичного показателя в ламинарном режиме, однако данное значение представляет собой критически важный прирост эффективности в условиях высокого сопротивления. Проведенное сравнение между агрессивно плотным проектом  $h_{vmax}$  ( $\phi_s \approx 0,50$ ) и конфигурацией  $PF_{max}$  показывает, что слепое увеличение площади поверхности теплообмена при высоких числах Рейнольдса является термодинамически неэффективным, так как прирост коэффициента  $h_v$  полностью нивелируется непропорциональным скачком мощности, затрачиваемой на перекачку теплоносителя.

Таблица 16 — Сравнение геометрических конфигураций и показателей производительности оптимальных проектов теплообменников

Число Рейнольдса	Проектная точка	Геометрические параметры				Эффективность Прирост PF*
		$\phi_s$	$\phi_d$	$\phi_t$	$\phi_l$	
Re=800	$f_{min}$	0.890	1.41	1.88	7.95	-11.3%
	$PF_{max}$	0.663	1.50	1.68	3.05	31.7%
	$h_{v\_max}$	0.505	1.67	1.72	3.04	28.7%
Re=8000	$f_{min}$	0.906	1.59	2.00	7.96	-1.46%
	$PF_{max}$	0.742	1.54	1.73	3.08	15.5%
	$h_{v\_max}$	0.500	1.47	2.00	3.02	8.97%

Для количественного описания траектории оптимальной проектной точки во всем исследованном спектре чисел Рейнольдса (от 800 до 8000) вводится безразмерная метрика, называемая индексом относительной позиции трения  $\xi_f$ . Данный индекс нормализует коэффициент трения оптимального проекта  $f_{opt}$  относительно текущего диапазона значений, представленного на фронте Парето. Математическое выражение для расчета данного показателя имеет следующий вид:

$$\xi_f = \frac{f_{opt} - f_{min}}{f_{max} - f_{min}} \quad (36)$$

Здесь переменные  $f_{min}$  и  $f_{max}$  обозначают минимальный и максимальный коэффициенты трения Фаннинга на текущем фронте Парето соответственно. Поскольку пологий характер (плоский ландшафт) целевой функции в окрестности глобального оптимума вызывает стохастические колебания параметров, для надежного сглаживания этих флуктуаций вычисляется усредненная величина индекса  $\xi_f$ , рассчитываемая как среднее арифметическое для пяти наилучших проектных решений.

На Рисунке 55 представлена эволюция индекса  $\xi_f$  в зависимости от числа Рейнольдса, где наблюдается отчетливая нисходящая тенденция, строго

коррелирующая со сменой доминирующих гидродинамических механизмов течения:

- Режим низких чисел Рейнольдса  $Re = 800$ . Индекс сохраняет высокий уровень — около 0,66. Поскольку при низких скоростях потока гидравлические потери от использования сложных геометрий остаются относительно приемлемыми, главным фактором выбора проекта выступает интенсификация теплообмена. Это полностью оправдывает применение развитых ребристых структур, несмотря на их высокое сопротивление формы.

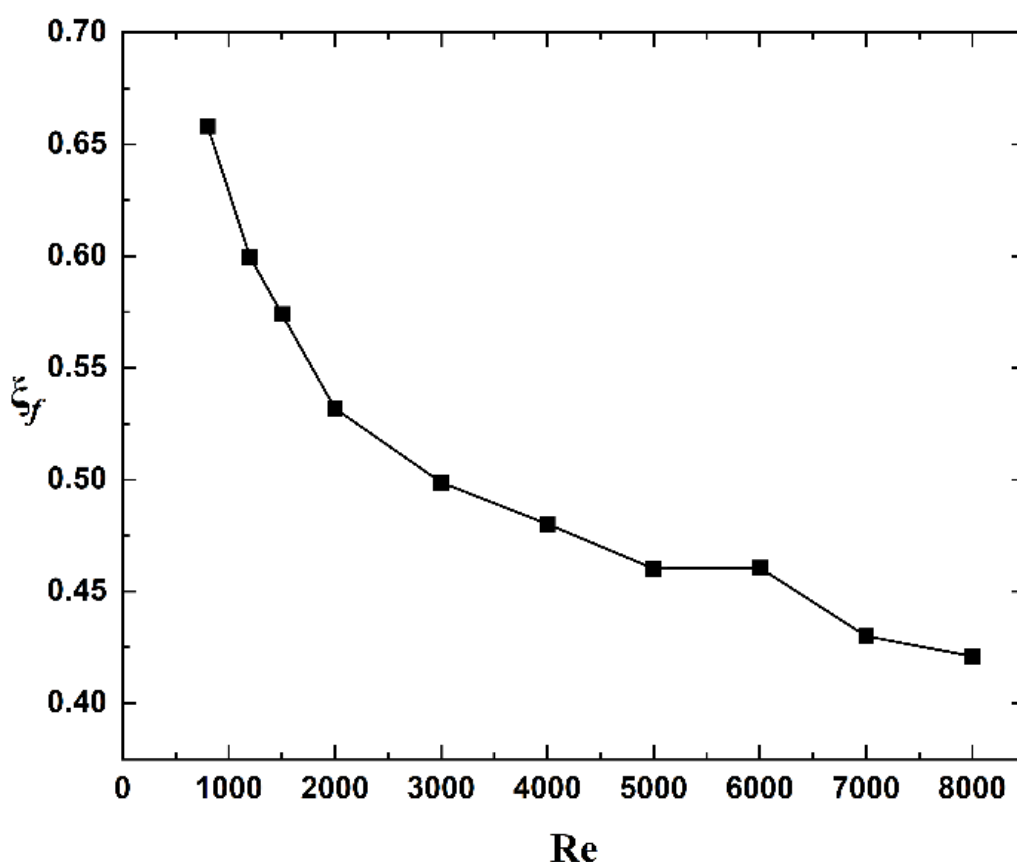


Рисунок 55 — Эволюция индекса относительной позиции трения ( $\xi_f$ ) в зависимости от числа Рейнольдса

- Переходная область  $800 < Re < 3000$ . В данном интервале наблюдается интенсивное снижение показателя: значение  $\xi_f$  резко падает с 0,6578 до 0,4987. Такой сдвиг служит макромасштабным индикатором изменения механизмов переноса импульса, когда силы инерции начинают доминировать над силами вязкости. Гидравлические потери возрастают нелинейно, из-за чего цель

оптимизации быстро смещается в сторону снижения гидравлического сопротивления, что необходимо для поддержания высокой общей эффективности системы.

- Режим высоких чисел Рейнольдса  $3000 < Re < 8000$ . Скорость изменения показателя в этой области стабилизируется, и индекс постепенно достигает своего минимума — около 0,42 при  $Re = 8000$ . В условиях высоких скоростей течения гидравлическое сопротивление становится главным ограничивающим фактором. Вследствие этого оптимальная стратегия проектирования последовательно сходится к гидравлически эффективной зоне с более низким значением  $\xi_f$ , что позволяет минимизировать чрезмерные затраты мощности на перекачку высокоскоростных потоков.

### 3.6.3 Анализ объяснимого искусственного интеллекта (SHAP)

Анализ аддитивных объяснений Шепли (SHAP) выполнен для интерпретации процесса принятия решений суррогатной моделью ИНС, скрытого по принципу «черного ящика», что позволяет выявить базовые физические механизмы, управляющие теплогидравлической эффективностью оребрения. На рисунке 56 представлены графики типа «пчелиный рой» (SHAP bee-swarm plots), которые визуализируют направленное влияние каждого геометрического параметра и отображают распределение признаков в пространстве решений. В свою очередь, рисунок 57 количественно определяет глобальный рейтинг важности конструктивных параметров на основе средних абсолютных значений SHAP, нормализованных в процентах. Данный график наглядно выделяет сдвиг доминирующих факторов, происходящий при переходе от режима низких чисел Рейнольдса ( $Re = 800$ ) к режиму высоких чисел Рейнольдса ( $Re = 8000$ ).

Рейтинг важности конструктивных параметров для объемного коэффициента теплоотдачи  $h_v$  выявляет четкую, зависящую от режима эволюцию: происходит переход от интенсификации теплообмена за счет развития площади поверхности к интенсификации на основе перемешивания

потока. В этом процессе ключевую роль играет доминирование геометрии ребра: относительная длина волны оребрения  $\varphi_l$  и его шаг  $\varphi_s$  стабильно занимают первые два места по степени влияния, в совокупности обеспечивая более 80% вклада в выходное значение модели для всех режимов течения. График типа «пчелиный рой» на Рисунке 57(а) дополнительно проясняет их роли: параметр  $\varphi_s$  демонстрирует сильную отрицательную корреляцию, где синие точки смещены в правую область, что подтверждает, что увеличение плотности ребер служит основным драйвером расширения площади поверхности теплообмена.

Роль генераторов вихрей. Значимость относительной толщины оребрения  $\varphi_t$  стремительно возрастает: ее вклад в формирование целевой переменной почти удваивается, увеличиваясь с 9,48% при  $Re = 800$  до 16,69% при  $Re = 8000$ . Данный количественный сдвиг строго согласуется с фундаментальной физикой процесса: если в ламинарном режиме толщина ребра действует преимущественно как пассивное геометрическое препятствие, принося ограниченную тепловую пользу, то в турбулентном режиме она превращается в активный генератор вихревых структур. Вихреобразование в следе и отрыв потока от более толстых ребер интенсифицируют поперечное перемешивание рабочей среды и разрушают пограничный слой, что закономерно повышает чувствительность коэффициента  $h_v$  к изменению параметра  $\varphi_t$ .

Ландшафт чувствительности для коэффициента трения  $f$  демонстрирует фундаментальное отличие от механизмов теплообмена:

- Доминирование эффекта сужения потока. Гидравлическое сопротивление в подавляющем большинстве случаев определяется длиной волны оребрения  $\varphi_l$  и его шагом  $\varphi_s$ . В совокупности на эти два параметра приходится около 93% суммарной важности признаков в обоих режимах течения потока.

- Маргинализация сопротивления формы. Значимость относительной толщины ребра  $\varphi_t$  для коэффициента  $f$  остается относительно статичной и

находится на низком уровне, незначительно изменяясь в диапазоне от 5,15% до 5,47%. Несмотря на то, что более толстые ребра генерируют повышенное сопротивление формы в турбулентном режиме, наблюдаемая асимметрия чувствительности раскрывает истинную физическую природу гидравлических потерь. Они определяются преимущественно эффектом дросселирования, вызванным сужением канала. Таким образом, уменьшение проходного сечения (снижение  $\varphi_s$ ) или удлинение пути потока (рост  $\varphi_l$ ) вызывают значительные потери перепада давления, которые полностью затмевают вторичный вклад сопротивления формы, обусловленный толщиной ребра.

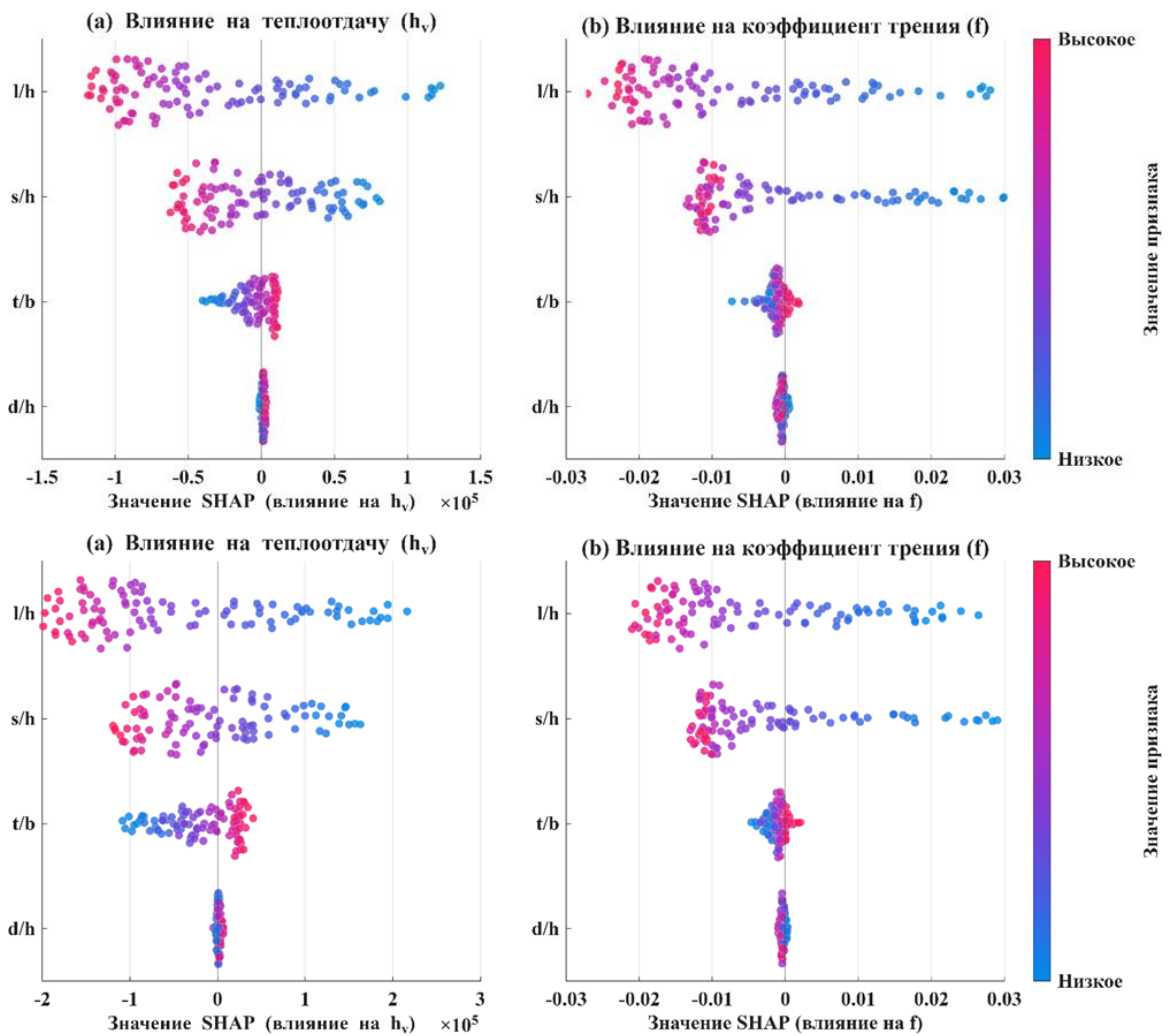


Рисунок 56 — Диаграммы пчелиного роя (beeswarm plots) SHAP для визуализации направленного влияния геометрических параметров

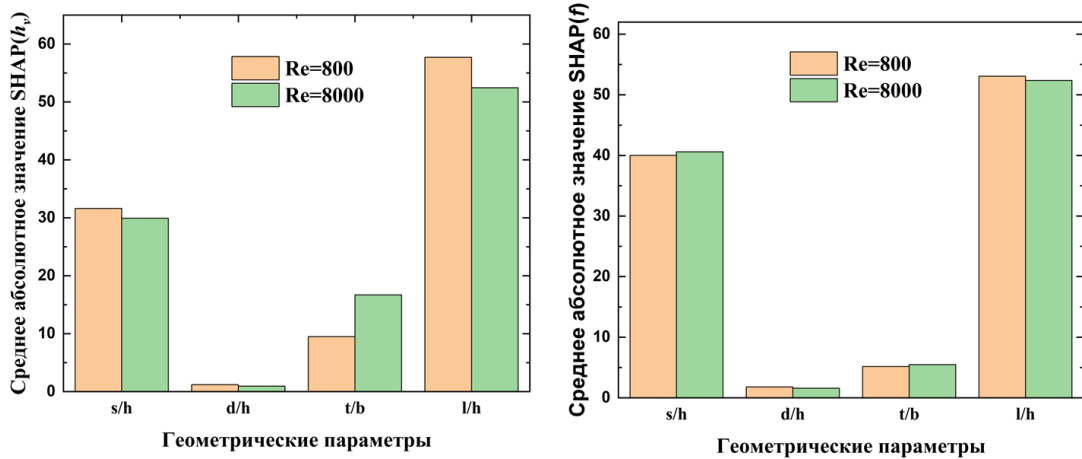


Рисунок 57 — Глобальный рейтинг важности признаков на основе абсолютных значений SHAP для различных режимов течения:

(а) теплопередача  $h_v$ ; (б) сопротивление  $f$

Относительная толщина ребра  $\phi_t$  становится ключевым фактором интенсификации теплообмена при высоких числах Рейнольдса, оставаясь при этом второстепенным параметром в иерархии гидравлических потерь. Данный физико-информированный вывод наглядно объясняет траекторию Парето-оптимизации, описанную в разделе 4.4.2: алгоритм на основе данных учится использовать высокую тепловую эффективность генераторов вихрей, одновременно жестко ограничивая основные источники гидравлического сопротивления, связанные с сужением каналов. Такой подход позволяет надежно максимизировать общий фактор производительности (PF) теплообменного аппарата.

### 3.6.4 Визуализация полей и анализ синергии

Локальные гидродинамические структуры и термодинамические характеристики визуализированы с целью физического обоснования полученных результатов оптимизации и верификации результатов анализа чувствительности по методу SHAP. На рисунках 58 и 59 представлена эволюция полей скорости и температуры в пяти репрезентативных поперечных сечениях на протяжении одного полного периода закрутки спирали для оптимальных проектов при  $Re = 800$  и  $Re = 8000$ .

Качественно механизм направления потока остается неизменным для обоих режимов течения: линии тока строго следуют по винтовой траектории канала, а рабочая среда непрерывно циркулирует без образования значительных застойных зон или локальных областей ухудшения теплоотдачи. Таким образом, конфигурация двуспирального оребрения эффективно управляет основным гидродинамическим путем потока независимо от числа Рейнольдса, однако доминирующие механизмы интенсификации теплообмена в рассмотренных режимах существенно различаются.

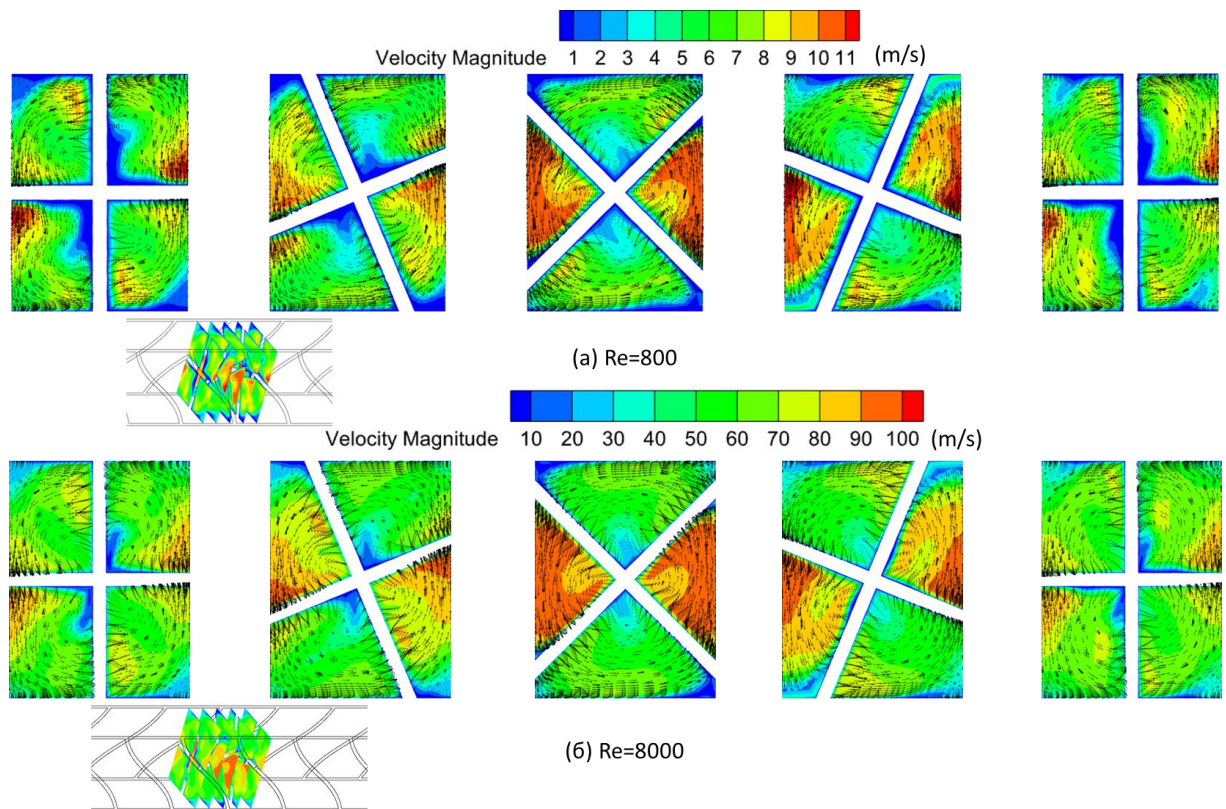


Рисунок 58 — Контуры модуля скорости в поперечных сечениях канала для оптимального проекта ( $PF_{max}$ ) при  $Re = 800$  и  $8000$

Ламинарный режим ( $Re = 800$ ). Поток демонстрирует классические характеристики развитого ламинарного течения с формированием толстого и стабильного пограничного слоя. Контуры скорости указывают на отчетливую стратификацию потока, при которой конвективное перемешивание между ядром теплоносителя и пристенной областью минимально. Вследствие этого распределение температур характеризуется крайней неравномерностью:

перегретый слой рабочей среды оказывается заблокирован около стенки канала, тогда как в центре наблюдается ярко выраженное холодное ядро. Оптимальный проект в данном режиме отдает предпочтение плотному расположению ребер, поскольку такая геометрия повышает общую эффективность за счет максимального увеличения площади поверхности теплообмена. Развитая поверхность оребрения глубоко проникает в толщу теплового пограничного слоя, что позволяет успешно компенсировать ограниченный конвективный перенос энергии.

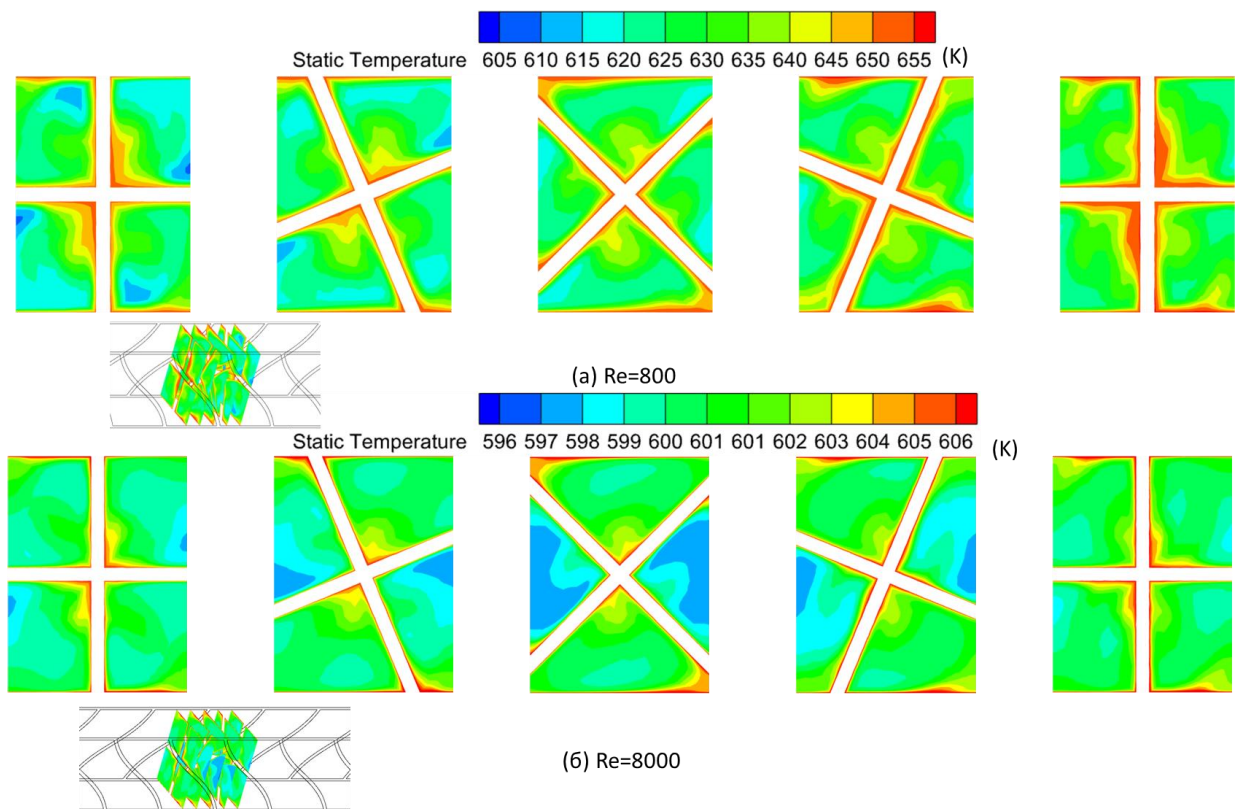


Рисунок 59 — Контуры статической температуры в поперечных сечениях канала для оптимального проекта ( $PF_{max}$ ) при  $Re = 800$  и  $8000$

Турбулентный режим ( $Re = 8000$ ). В данном режиме наблюдается фундаментальный сдвиг в гидродинамическом механизме течения: контуры скорости выявляют интенсивные вторичные течения и вихревые структуры, обусловленные кривизной спирали. Эти вихри, особенно заметные в следовых областях ребер, распространяются далее вниз по потоку, увеличивая кинетическую энергию турбулентности и способствуя интенсивному

перемешиванию рабочей среды. Вследствие этого поле температур становится значительно более однородным по сравнению с ламинарным случаем (рисунок 59), а эволюция профилей в поперечных сечениях демонстрирует непрерывное вовлечение холодного ядра теплоносителя к нагретым стенкам канала. Таким образом, активное перемешивание за счет генерации вторичных течений полностью заменяет собой экстенсивное расширение площади поверхности, становясь доминирующим драйвером интенсификации теплообмена в турбулентном режиме.

Для фундаментального раскрытия механизмов интенсификации теплообмена в исследовании применяется принцип синергии полей (Field Synergy Principle, FSP). Согласно концепции FSP, интенсивность конвективного теплообмена напрямую зависит от интеграла скалярного произведения вектора скорости ( $U$ ) и градиента температуры ( $\nabla T$ ), рассчитываемого по всей расчетной области. При этом локальная синергия полей количественно определяется углом пересечения векторов  $\beta$ , математическое выражение для которого приведено в уравнении (37).

$$\beta = \arccos\left(\frac{U \cdot \nabla T}{|U| \cdot |\nabla T|}\right) = \arccos\left(\frac{u \frac{\partial T}{\partial x} + v \frac{\partial T}{\partial y} + w \frac{\partial T}{\partial z}}{\sqrt{u^2 + v^2 + w^2} \cdot \sqrt{\left(\frac{\partial T}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial T}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial T}{\partial z}\right)^2}}\right) \quad (37)$$

Уменьшение угла  $\beta$  (его приближение к  $0^\circ$ ) обуславливает рост значений  $\cos\beta$ , что надежно максимизирует интенсивность конвективного переноса энергии. На рисунке 60 представлено сравнительное распределение угла  $\beta$  для трех различных проектных конфигураций при фиксированном числе Рейнольдса  $Re = 8000$ .

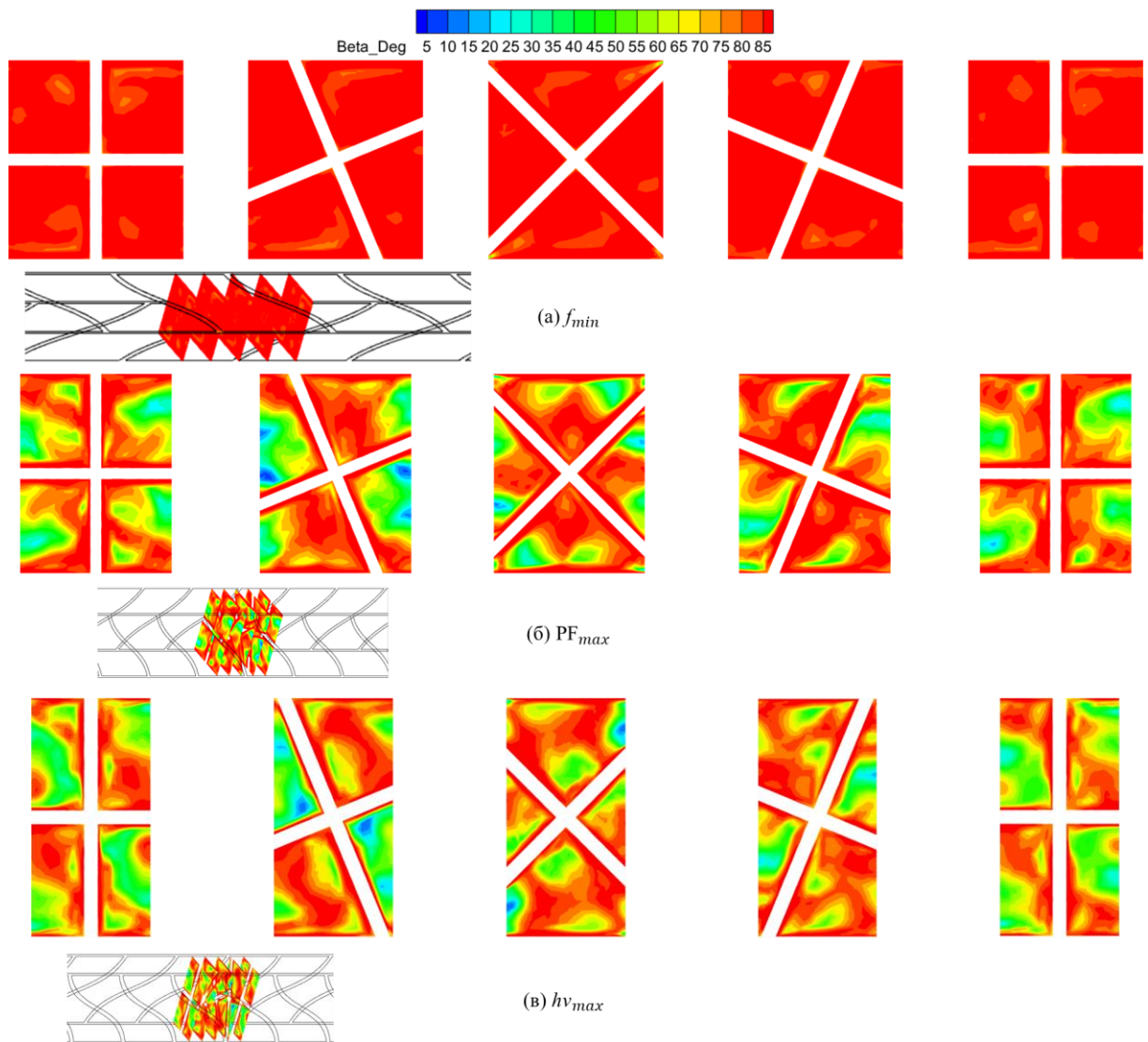


Рисунок 60 — Распределение угла синергии полей ( $\beta$ ) в поперечном сечении канала при  $Re = 8000$ : (а) минимальное трение  $f_{min}$ ; (б) Парето-оптимальный проект  $PF_{max}$ ; (в) максимальная теплопередача  $h_{v\_max}$

Минимальное гидравлическое сопротивление  $f_{min}$ , рисунок 60а. В данном проекте на поперечных сечениях фиксируются обширные области с углами синергии  $\beta \approx 90^\circ$ , которые локализуются преимущественно вблизи пограничного слоя. Поток формируется обтекаемым с целью минимизации гидравлического сопротивления, из-за чего векторы локальной скорости ориентированы строго параллельно стенке канала, в то время как градиент температуры направлен перпендикулярно к ней. Такое взаимное

расположение векторов создает «мертвую зону» синергии полей, которая жестко препятствует процессам конвективной теплоотдачи.

Максимальная теплоотдача  $h_{vmax}$ , рисунок 60в. Данная конфигурация демонстрирует обширные зоны с малыми углами синергии ( $\beta < 60^\circ$ ), которые глубоко проникают в ядро потока. Интенсивные геометрические характеристики оребрения генерируют мощные вихревые структуры, которые эффективно выравнивают вектор скорости с радиальным градиентом температуры. Однако такая высокая синергия полей неизбежно сопровождается развитием чрезмерного гидравлического сопротивления.

Парето-оптимальный проект  $PF_{max}$ , рисунок 60б. Оптимальный проект наглядно иллюстрирует сложный инженерный компромисс: алгоритм успешно уменьшает угол  $\beta$  в критически важных пристенных областях, разрушая там доминирование неэффективного угла  $90^\circ$ . В то же время проект полностью избегает чрезмерной генерации вихрей в зоне ядра потока. Таким образом, алгоритм оптимизации нашел идеальную расчетную точку, в которой синергия полей улучшена в достаточной степени для интенсификации теплообмена, но аппарат при этом не подвергается непропорциональным гидравлическим потерям в виде скачков перепада давления.

### 3.7 Выводы по главе 3

В третьей главе разработан интеллектуальный программно-методологический комплекс (рисунок 60а) на базе алгоритмов машинного обучения для высокоточного прогнозирования тепло-гидравлических характеристик ПРТ и последующей многокритериальной оптимизации геометрических параметров двуспирального теплообменника (ДСПРТ). Применение алгоритмов машинного обучения обусловлено необходимостью замены трудоёмкого CFD-моделирования на этапе оптимизации. Сформированный комплексный набор данных из 1082 образцов позволил провести масштабное репрезентативное исследование шести типов геометрий

ребер, по результатам которого была построена высокоточная суррогатная модель, интегрированная с генетическим алгоритмом для многокритериальной оптимизации спирального оребрения.

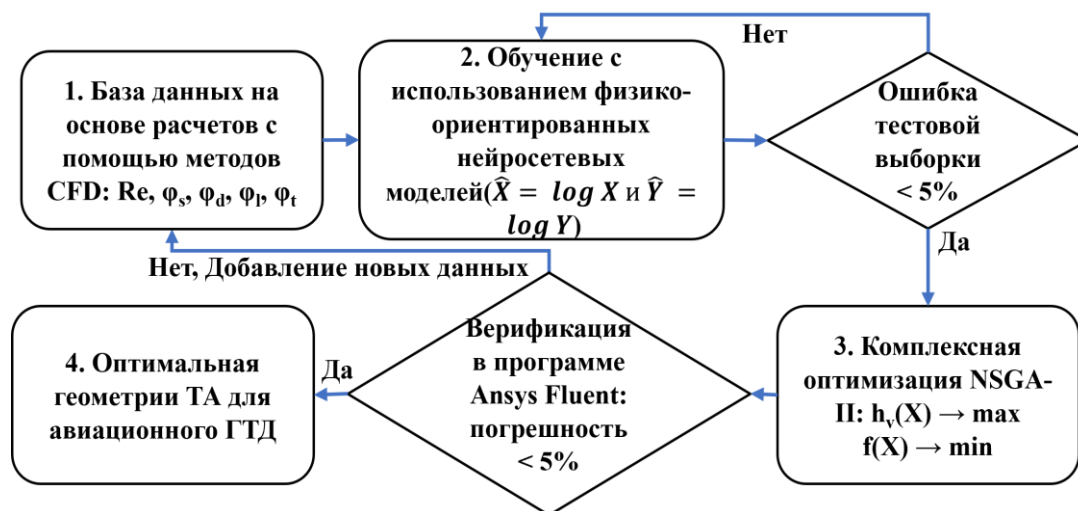


Рисунок 60а - Блок-схема методики определения теплогидравлических характеристик теплообменного аппарата для авиационного ГТД с использованием физико-ориентированных нейросетевых моделей

На основе проведенного численного анализа, методов объяснимого искусственного интеллекта и термодинамического анализа синергии полей сформулированы следующие основные научные и практические выводы:

**1. Сравнительный анализ и верификация моделей машинного обучения:** По результатам оценки четырех алгоритмов интеллектуального анализа данных (ИНС, CatBoost, LightGBM и XGBoost) искусственная нейронная сеть продемонстрировала абсолютное математическое превосходство в точности двухпараметрического прогнозирования фактора Колберна  $j$  и коэффициента трения Фаннинга  $f$ . На независимой тестовой выборке значение коэффициента детерминации  $R^2$  для модели ИНС достигло 0,9963 для фактора  $j$  и 0,9975 для коэффициента  $f$  при минимальных среднеквадратичных ошибках RMSE, составивших 0,000295 и 0,00125 соответственно. Несмотря на повышенные вычислительные затраты на этапе обучения ИНС по сравнению с древовидными структурами (в частности, со

стабильным и быстродействующим алгоритмом XGBoost), именно нейросетевая архитектура была выбрана в качестве базового вычислительного ядра для последующих этапов оптимизации благодаря своей исключительной способности аппроксимировать сложные многомерные поверхности.

## **2. Качественное превосходство над традиционными подходами:**

Сопоставление разработанных моделей ИИ с классическими эмпирическими зависимостями Манглика-Берглеса (1995) и Нареша Кедама (2021) подтвердило существенное преимущество методов машинного обучения, обеспечивших стабильно меньшие значения среднеквадратичной относительной ошибки прогнозирования (RMSPE) во всем диапазоне чисел Рейнольдса. В отличие от традиционных корреляций, ограниченных узкими рамками конкретных экспериментов и использующих упрощенное раздельное рассмотрение геометрических факторов, предложенный дата-центричный подход автоматически учитывает скрытые нелинейные интерференции между шагом, высотой, толщиной ребер и параметрами потока, демонстрируя высокую обобщающую способность для разнородных типов обрешетки.

## **3. Высокоточное физико-информированное суррогатное моделирование ДСПРТ:**

Специализированная суррогатная модель ФИНС-МРЧ-ИНС, использующая логарифмическую предобработку для линейризации внутренних степенных законов гидродинамики и алгоритм метода роя частиц для глобальной инициализации весов, показала превосходные результаты применительно к двуспиральным пластинчато-ребристым теплообменникам. Строгая перекрестная валидация зафиксировала среднюю относительную ошибку MAPE на уровне всего 0,47% для интенсивности теплопередачи  $h_v$  и 0,88% для коэффициента трения  $f$ . Это подтверждает, что разработанная модель способна выступать в качестве полноценной, высокоскоростной и надежной альтернативы прямым CFD-расчетам в итерационных циклах проектирования.

**4. Стратегии многокритериальной оптимизации в зависимости от режима течения:** Интеграция суррогатной модели с генетическим алгоритмом NSGA-II в рамках единого цикла активного обучения позволила выявить качественный сдвиг в оптимальных геометрических конфигурациях при смене режимов течения, что было подтверждено контрольными CFD-симуляциями с погрешностью менее 5%. Установлено, что в ламинарном режиме при малых числах Рейнольдса ( $Re = 800$ ) система отдает приоритет максимальному развитию площади теплообмена за счет плотного расположения ребер (значение относительного шага  $\phi_s = 0,66$ ), обеспечивая прирост производительности на 31,7%. Напротив, в турбулентном режиме ( $Re = 8000$ ) стратегия смещается в сторону минимизации гидравлических потерь и квадратичного штрафа за перепад давления, увеличивая относительный шаг до  $\phi_s = 0,74$ , что наглядно подтверждается снижением индекса относительной позиции трения  $\xi_f$  с 0,65 до 0,43.

**5. Раскрытие внутренних физических механизмов интенсификации:** Применение метода SHAP позволило количественно ранжировать влияние конструктивных параметров, доказав, что длина волны  $\phi_l$  и шаг ребер  $\phi_s$  в совокупности определяют более 80% дисперсии теплообмена и около 93% сопротивления формы. При этом обнаружен важный физический эффект: при переходе от ламинарного режима к турбулентному значимость толщины ребра  $\phi_t$  в процессах теплопередачи удваивается (с 9,48% до 16,69%), что свидетельствует о смене механизма пассивного стеснения потока на активную генерацию вихревых структур. Анализ принципа синергии полей (FSP) подтвердил, что оптимизированные геометрии эффективно минимизируют угол пересечения  $\beta$  между векторами градиента скорости и температуры, полностью устраняя застойные зоны с неэффективной синергией в окрестностях  $\beta \approx 90$  градусов.

**Ограничения модели и перспективные направления исследований:** Несмотря на высокую точность и доказанную эффективность предложенной

парадигмы активного обучения, ее масштабное промышленное внедрение на данном этапе ограничено рамками воздушной среды, стационарным режимом течения и дискретным характером задания числа Рейнольдса. Дальнейшее развитие разработанного вычислительного комплекса должно быть сосредоточено на реализации многоциклового итерационной обратной связи для последовательного устранения остаточных неопределенностей суррогатной модели, включении числа Рейнольдса в вектор входных переменных в качестве непрерывного параметра высокого разрешения, а также на расширении базы данных за счет многокомпонентных жидкостных систем и гибридных геометрических конфигураций, что позволит заложить основу для создания интеллектуальных цифровых двойников теплообменного оборудования нового поколения.

## 4 Комплексная методика оценки эффективности авиационного МГТД с теплообменником-регенератором

### 4.1 Введение и постановка задачи оценки эффективности авиационного МГТД с теплообменником-регенератором

Многокритериальная оптимизация параметрической модели двухспирального пластинчато-ребристого теплообменного аппарата (ДСПРТ) была представлена в главе 3. Однако местные безразмерные критерии эффективности — фактор Колберна  $j$  и коэффициент трения Фаннинга  $f$  — обладают существенным методологическим ограничением, поскольку они не отражают полного влияния на все конструктивные и массогабаритные характеристики ГТД. Проектирование авиационных силовых установок требует обязательного перевода геометрических параметров оребренной поверхности на всю конструкцию ТА. Для этого разработана специализированная комплексная математическая модель масштабирования и параметризации.

Объектом макроскопического исследования являются спиральные и двуспиральные теплообменники-регенераторы для регенерации теплоты выхлопных газов газотурбинных двигателей, используемых в качестве силовой установки беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Для проведения расчетов заданы фиксированные исходные термодинамические параметры базовой силовой установки: массовый расход холодного воздуха в компрессорном тракте составляет  $G_1 = 0,5$  кг/с, а расход горячего выхлопного газа в турбинном тракте равен  $G_2 = 0,503$  кг/с. При этом начальная температура холодного воздуха на входе в аппарат зафиксирована на уровне  $T_{1in} = 423$  К, а температура горячего газа на входе составляет  $T_{2in} = 900$  К. Соответственно, расчетная тепловая мощность базового рекуператора определена на уровне  $Q = 199,7$  кВт, что обеспечивает проектную степень регенерации теплоты (тепловую эффективность) аппарата, равную 83,0%.

Главная задача данной главы заключается в количественной оценке системной эффективности разработанных интеллектуальных решений и их интегрального влияния на термодинамический рабочий цикл двигателя. Для решения ключевой проблемы авиационного двигателестроения — минимизации массы конструкции и габаритных размеров дорогостоящего жаропрочного сердечника — требуется спроецировать найденные оптимальные геометрические параметры (соответствующие проектной точке  $PF_{max}$  на макроскопический уровень полномасштабного аппарата. С целью комплексного и всестороннего обоснования результирующей системной эффективности в проводимый анализ интегрировано трехуровневое сопоставление параметров термодинамического цикла: базового цикла без применения рекуператора (Вариант 1), цикла с использованием базового теплообменного аппарата (Вариант 2) и цикла с использованием оптимизированного ТА (Вариант 3).

#### **4.2 Критерии проектирования и математическая модель полномасштабного рекуператора**

При проектировании теплообменных аппаратов, как правило, заданы температуры и расходы холодного и горячего теплоносителей на входе и выходе. Главная задача заключается в выборе подходящего типа поверхности на основе ограничений по тепловой мощности и перепаду давления, а также в определении итоговых габаритов структуры.

Для микрогазотурбинной установки (МГТД) с регенеративным циклом ТА является одним из ключевых компонентов. Его эффективность напрямую определяет общие термодинамические показатели всего цикла. В рекуператоре процесс теплопередачи должен осуществляться непрерывно при строгом недопущении смешивания горячего и холодного потоков, поэтому для данных целей подходят исключительно рекуперативные теплообменники поверхностного (матричного) типа. Специфика МГТД накладывает жесткие требования к компактности, объему и массе аппарата, что делает процесс

проектирования крайне сложной инженерной задачей. Проектирование рекуператора требует комплексного учета следующих аспектов:

**1. Теплопередача:** при заданных расходах, температурах и давлениях на входах необходимо обеспечить необходимые температуры теплоносителей на выходах.

**2. Гидравлическое сопротивление:** Снижение давления в горячем и холодном каналах должна соответствовать техническому заданию для создания КД ТА, иначе реализация теплового цикла станет невозможной или приведет к уменьшению общего КПД.

**3. Массогабаритные характеристики:** Ограничение массогабаритных характеристик МГТД требуем минимальных значений объема ТА. Увеличение массы приводит к повышенному расходу дорогостоящих материалов, повышение стоимости производства и трудности при монтаже и эксплуатации.

**4. Прочность:** Необходимо учитывать значительный перепад давлений между холодным и горячим трактами, термические напряжения, вибрации и ползучесть металлов для обеспечения безопасной эксплуатации.

**5. Долговечность:** Выбранные материалы должны выдерживать максимальные рабочие температуры и давления для обеспечения максимального ресурса работы.

**6. Технологичность:** Рациональный выбор материалов, высокую эффективность технологии производства, а также обеспечение условий эргономичности монтажа и технического обслуживания.

В процессе проектирования ТА такие показатели, как тепловая мощность, потери давления, габариты и масса, находятся в строгом противоречии друг с другом. Высокая тепловая мощность требует увеличения площади теплообмена или коэффициента теплоотдачи. Увеличение площади прямо противоречит требованиям к снижению массы и габаритов. Повышение

коэффициента теплоотдачи, в свою очередь, связано с интенсификацией турбулентности, что неизбежно ведет к росту гидравлического сопротивления. Следовательно, проектирование сводится к поиску оптимального инженерного компромисса.

Пластинчато-ребристый теплообменник (ПРТ) представляет собой высокоэффективный компактный аппарат, обладающий превосходными характеристиками: высокой интенсивностью теплообмена, низким гидравлическим сопротивлением и исключительной компактностью при способности работать при высоких давлениях и температурах. Типичный ПРТ состоит из чередующихся плоских разделительных пластин, гофрированных ребер (образующих каналы для потока) и боковых направляющих брусков, которые соединяются в единый монолитный блок методом высокотемпературной пайки в вакууме. Благодаря непрерывному совершенствованию геометрии ребер, ПРТ находят все более широкое применение в авиации и энергетике.

В конструкции МГТД требуется структурная интеграция ПРТ с другими узлами. Регенеративная система включает в себя сам сердечник (матрицу) рекуператора, а также соединительные каналы от компрессора, камеру сгорания, турбину и выхлопной тракт. Ядром системы является теплообменная матрица, так как именно ее структура определяет итоговую конфигурацию и тепловую мощность. В условиях жестких габаритных ограничений необходимо повышать интенсивность конвективного теплообмена. Использование каналов с малым гидравлическим диаметром и высоких скоростей потока увеличивает теплоотдачу, но сопровождается гидравлическими штрафами. Альтернативный путь — увеличение площади поверхности за счет плотного оребрения, однако это ведет к росту массы. Поскольку средний температурный напор напрямую зависит от схемы тока (максимален при чистом противотоке), рекуператоры МГТД проектируются по противоточной или квазипротивоточной схеме.

Повышение температуры газа на входе в турбину увеличивает КПД и мощность установки, что приводит к росту температуры выхлопных газов. Это предъявляет высокие требования к материалам, из которых изготавливаются теплообменные аппараты. Выбор материала базируется на рабочих давлениях, температурах (способность длительно выдерживать 650-700°C), коррозионной стойкости и технологичности (высокая пластичность для штамповки гофров, достаточно приемлемые для сварки и пайки, экономическая целесообразность).

Базовый алгоритм тепло-гидравлического расчета матрицы ТА традиционно использует метод средне логарифмического температурного напора (LMTD) при допущении постоянства свойств и отсутствии тепловых потерь в окружающую среду. Итерационный процесс включает следующие шаги:

1. Вычисление требуемой тепловой мощности;
2. Определение геометрических параметров поверхности и гидравлического диаметра;
3. Выбор числа Рейнольдса для холодной стороны и расчет скорости потока;
4. Расчет скорости потока горячей стороны;
5. Определение чисел Нуссельта  $Nu$  и коэффициентов трения  $f$  для обоих трактов;
6. Расчет конвективных коэффициентов теплоотдачи;
7. Определение полного коэффициента теплопередачи;
8. Вычисление необходимой площади теплообмена;
9. Определение периметра поперечного сечения;
10. Определение длины теплообменника;

Расчет потери давления  $\Delta p$ . Если значения не удовлетворяют ограничениям, алгоритм возвращается к шагу 3.

В отличие от классического поверочного расчета LMTD, метод NTU (числа единиц переноса теплоты) является гораздо более эффективным

инструментом для сравнительного анализа и макроскопического масштабирования. В рамках данного исследования, для количественной оценки влияния оптимизированной микроскопической геометрии ребер (полученной в главе 3) на габариты конечного изделия, разработана специальный метод масштабирования на основе метода числа единиц переноса теплоты (NTU). Эта модель строго связывает безразмерные критерии ячеечной модели с физическими параметрами полномасштабного рекуператора. Разработанный метод масштабирования связывает безразмерные критерии сеточной модели с физическими параметрами полномасштабного ТА.

Общий алгоритм оценки рекуператора на базе метода  $\epsilon$ -NTU включает следующие логические шаги:

1. Определение базовых макроскопических характеристик и габаритов исходного (неоптимизированного) рекуператора;
2. Интеграция безразмерных коэффициентов интенсификации теплообмена и трения, полученных в результате микроскопической оптимизации ячейки;
3. Пересчет модифицированного объемного коэффициента теплоотдачи и вычисление нового значения NTU для заданного рабочего объема;
4. Определение итоговой тепловой эффективности (степени регенерации)  $\epsilon$  через строгую аналитическую зависимость  $\epsilon$ -NTU для выбранной схемы тока;
5. Вычисление обновленного макроскопического перепада давления  $\Delta P$  с учетом измененного коэффициента трения и скорректированной длины каналов;
6. Итоговая сравнительная оценка массогабаритных показателей (объема, массы чистого сплава) и выбор оптимального инженерного компромисса.

Для реализации данного алгоритма масштабирования в рамках нашего исследования, с целью быстрого переноса геометрических признаков из главы

3 на полномасштабный аппарат, разработана специализированная замкнутая математическая модель.

Комплексный фактор производительности PF является главным критерием оптимизации в главе 4. Он характеризует комплексную эффективность и рассчитывается с помощью уравнения 38:

$$PF = \frac{h_{v\_onm} / h_{v\_баз}}{(f_{onm} / f_{баз})^{\frac{1}{3}}} \quad (38)$$

Вводятся два промежуточных коэффициента для точного пересчета габаритов и эффективности. Относительное изменение объемного коэффициента теплоотдачи обозначается как  $R_h = h_{v,onm} / h_{v,баз}$ . Относительное изменение коэффициента трения обозначается как  $R_f = f_{onm} / f_{баз}$ .

Основное уравнение теплопередачи имеет следующий вид:

$$Q = h_f \cdot A \cdot \Delta T = h_v \cdot V \cdot \Delta T, \quad (39)$$

где  $Q$  — тепловая мощность,  $h_f$  — коэффициент теплоотдачи,  $A$  — площадь поверхности теплообмена,  $\Delta T$  — средне логарифмический напор температур,  $V$  — рабочий объем матрицы.

Число единиц переноса теплоты NTU вычисляется по формуле:

$$NTU = \frac{h_v \cdot V}{W_{мин}} \quad (40)$$

где  $W_{мин}$  — минимальный водяной эквивалент потока. Отношение водяных эквивалентов для противоточного рекуператора МГТД стремится к единице ( $C_r \approx 1$ ). Тепловая эффективность (степень регенерации тепла)  $\varepsilon$  определяется следующим выражением:

$$\varepsilon = \frac{NTU}{1 + NTU} \quad (41)$$

Потери давления в каналах ТА зависит от коэффициента трения и общей их длины. Длина каналов прямо пропорциональна объему матрицы теплообменного аппарата. Изменение перепада давления  $\Delta P$  рассчитывается по уравнению 42:

$$\Delta P_{opt} = \Delta P_{баз} \cdot R_f \cdot (V_{opt} / V_{баз}) \quad (42)$$

где  $P_{opt}$  и  $\Delta P_{баз}$  — гидравлические потери давления в оптимизированной и базовой матрицах соответственно,  $R_f$  — относительное изменение коэффициента трения, а  $V_{opt}$  и  $V_{баз}$  — объёмы оптимизированного и базового теплообменных аппаратов.

Данная система уравнений формирует замкнутую математическую модель. Она позволяет количественно оценить основные преимущества оптимизированной геометрии ребер при решении задачи проектирования ТА различного назначения.

### 4.3 Расчет снижения массы и габаритов (направление - А обеспечение минимальных массогабаритных характеристик)

Первое направление предполагает сохранение неизменной тепловой мощности ( $Q = 199,7$  кВт). Исходными данными для расчета служат параметры при критерии Рейнольдса  $Re = 800$ , используются значения объемного коэффициента теплоотдачи  $h_v$ , коэффициента трения  $f$  и компактности  $\alpha$  для базового и оптимального проектов. Относительное изменение объемного коэффициента теплоотдачи составляет  $R_h = 1,475$ . Новые массогабаритные характеристики определяются следующим соотношением:

$$V_{opt} = V_{баз} \cdot (1 / 1,475) \approx 0,678 V_{баз}$$

Рабочий объем матрицы ТА снижается на 32,2%. Масса теплообменного аппарата зависит от объема и его компактности (плотности поверхности  $\alpha$ ). Базовый коэффициент компактности составляет  $\alpha_{баз} = 1332,73$  м<sup>2</sup>/м<sup>3</sup>, оптимизированный коэффициент компактности равен  $\alpha_{opt} = 1599,1$  м<sup>2</sup>/м<sup>3</sup>, относительное изменение коэффициента компактности составляет  $R_\alpha = 1,200$ . Изменение массы  $M$  рассчитывается по следующему соотношению:

$$M_{opt} = M_{баз} \cdot (V_{opt} / V_{баз}) \cdot R_\alpha = M_{баз} \cdot 0,678 \cdot 1,200 \approx 0,814 M_{баз}$$

Таким образом, масса дорогостоящего жаропрочного сплава, используемого в производстве ТА, снижается на 18,6%. Более высокая плотность ребер частично снижает эффективность от сокращения объема.

Анализ гидравлического сопротивления выявляет фундаментальное инженерное преимущество. Относительное изменение коэффициента трения составляет  $R_f = 1,404$ . Суммарные потери давления  $\Delta P$  пропорциональна длине каналов. Отношение  $R_f / R_h$  равно 0,952, при этом реальное снижение давления составляет величину 4,8% при одновременном снижении массы на 18,6%. В рамках направления А (обеспечение минимальных массогабаритных характеристик) при сохранении тепловой мощности ( $Q = 199,7$  кВт) и эффективности ( $\epsilon = 83,0$  %) рост компактности до  $1599,1$  м<sup>2</sup>/м<sup>3</sup> позволяет снизить объем матрицы на 32,2 % и массу на 18,6 %, а сокращение длины каналов снижает общую потерю давления  $\Delta P$  на 4,8 %, что увеличивает запас газодинамической устойчивости компрессора.

#### 4.4 Расчет повышения тепловой эффективности (направление Б)

В рамках направления Б предполагается максимальное увеличение тепловой эффективности для комплексов большой продолжительности полёта при сохранении исходных габаритов ТА ( $V_{onn} = V_{баз}$ ). Уравнение 40 показывает линейный рост числа единиц переноса теплоты, которое определяется следующим образом:

$$NTU_{onn} = 1,475 * 4,882 = 7,200$$

Базовая тепловая эффективность ТА составляет  $\epsilon_{баз} = 0,83$  (83%). Оптимизированное значение числа единиц переноса теплоты  $NTU$  подставляется в аналитическое уравнение 41:

$$\epsilon_{onn} = 7,200 / (1 + 7,200) \approx 0,878$$

Итоговая тепловая эффективность возрастает до 87,8%, при этом абсолютный прирост степени регенерации теплоты составляет 4,8%, что позволяет эффективно снизить удельный расход топлива МГТД. Для наглядной демонстрации влияния данного фактора на интегральные

характеристики энергоустановки в работе проведено трех возможных вариантов реализации МГТД, результаты которого подробно представлены в таблице 17. Первый вариант отражает параметры базового цикла МГТД без регенерации теплоты выхлопных газов, характеризующегося высоким расходом топлива; второй вариант представляет собой цикл с интеграцией базового рекуператора ( $\epsilon = 83,0\%$ ), внедрение которого существенно повышает экономичность силовой установки. Третий вариант представляет показатели цикла с высокоэффективным ТА, спроектированным в соответствии с направлением оптимизации Б ( $\epsilon = 87,8\%$ ). Согласно выполненным термодинамическим оценкам, переход к третьему варианту обеспечивает дополнительное повышение общего эффективного КПД на 1,5–1,9 % по сравнению с показателями базового аппарата.

Таблица 17 — Сравнение эффективности возможных вариантов реализации МГТД

Вариант	Конфигурация цикла	Эффективность ТА ( $\epsilon$ ), %	Эффективный КПД МГТД, %	Изменение удельного расхода топлива
Вариант 1	Без ТА (простой цикл)	—	~15,0 – 17,0	Максимальное значение (100%)
Вариант 2	Базовый ТА	83,0	~28,0 – 30,0	Снижение на ~ 40–45%
Вариант 3	Оптимизированный ТА (Сценарий Б)	87,8	~29,5 – 31,9	Дополнительное снижение на ~5–7%

Фиксированный объем при возросшей компактности структуры ( $R_\alpha = 1,200$ ) приводит к пропорциональному увеличению массы аппарата на 20,0%. Увеличение коэффициента трения приводит к повышению потерь давления ( $\Delta P_{omn} = 1,404 * \Delta P_{баз}$ ). Данное снижение массогабаритных и гидравлических параметров компенсируются значительным увеличением тепловой эффективности. Таким образом, проведенный анализ доказывает, что

интеграция алгоритмов машинного обучения с методологией макроскопического масштабирования формирует научно-обоснованную систему проектирования, позволяющую создавать теплообменники-регенераторы, отвечающая высоким массогабаритным требованиям авиационной техники.

На рисунке 61 представлены сравнительные результаты расчетных исследований, включающая: тепловую эффективность (абсолютный %), относительное снижение давления, относительную массу и относительный рабочий объем. Анализ подтверждает высокую гибкость предлагаемой инженерной методики.

В направлении А (сохранение тепловой мощности) при базовой тепловой эффективности (83,0%) рабочий объем матрицы сокращается до 67,8%. Итоговая масса жаропрочного сплава падает до 81,4%. Суммарное гидравлическое сопротивление каналов ТА снижается до 95,2%. Данный метод повышения эффективности позволяет эффективно изменить относительное снижение давления, относительную массу и относительный рабочий объем.

В рамках направления Б осуществляется максимальное увеличение тепловой эффективности для комплексов большой продолжительности полёта, ориентированного на сохранение исходных массогабаритных характеристик, объем матрицы ТА зафиксирован на базовом уровне 100%, что позволяет получить максимальную термодинамическую эффективность цикла, при которой степень регенерации теплоты возрастает до 87,8%. Анализ результатов позволяет определить взаимосвязь тепловых параметров с массогабаритными параметрами ТА: его масса увеличивается на 20,0%, а потери давления возрастает на 40,4%. Комплексная системная оценка доказывает, что предложенный алгоритм оптимизации позволяет получить инженерам широкий перечень проектных решений для силовых и энергоустановок различного назначения.

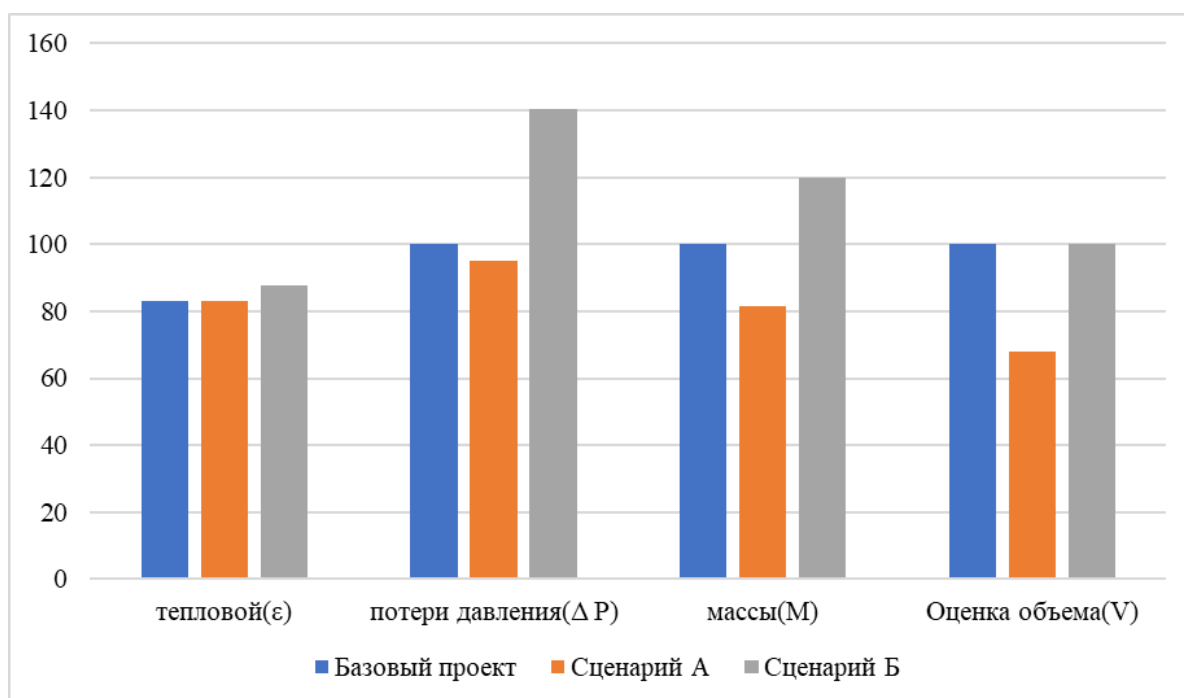


Рисунок 61 — Результаты комплексной оценки основных параметров ТА

Таблица 18 — Сводная таблица взаимосвязи между геометрическими параметрами ребер регенератора и интегральными термодинамическими показателями рабочего цикла авиационного двигателя

Параметр	Единица измерения	Базовый цикл МГТД без ТА	Направление А	Направление Б
PF	—	База	+31,7%	+31,7%
Компактность матрицы, α	м <sup>2</sup> /м <sup>3</sup>	1332,7	1599,1	1599,1
Объем матрицы, V	%	100,0	67,8 (-32,2%)	100,0
Масса матрицы, M	%	100,0	81,4 (-18,6%)	120,0 (+20,0%)
Число единиц переноса теплоты, NTU	—	4,882	4,882	7,200
Тепловая эффективность, ε	%	83,0	83,0	87,8 (+4,8%)
Относительное снижение давления, ΔP	%	100,0	95,2 (-4,8%)	140,4 (+40,4%)

В отличие от результатов, представленных на рисунке 61, данная таблица отражает взаимосвязь характеристик. Представленные данные демонстрируют, что основной причиной повышения данных параметров является увеличение комплексного фактора производительности (PF) на 31,7%. В таблице четко разделяет исходные параметры ТА (компактность матрицы  $\alpha$ ), промежуточные тепловые критерии (число единиц переноса теплоты NTU) и эксплуатационные показатели. Представленная таблица формирует базу данных для проведения последующего технико-экономического обоснования (ТЭО) и интеграции разработанного теплообменника-регенератора в состав МГТД или МГТУ.

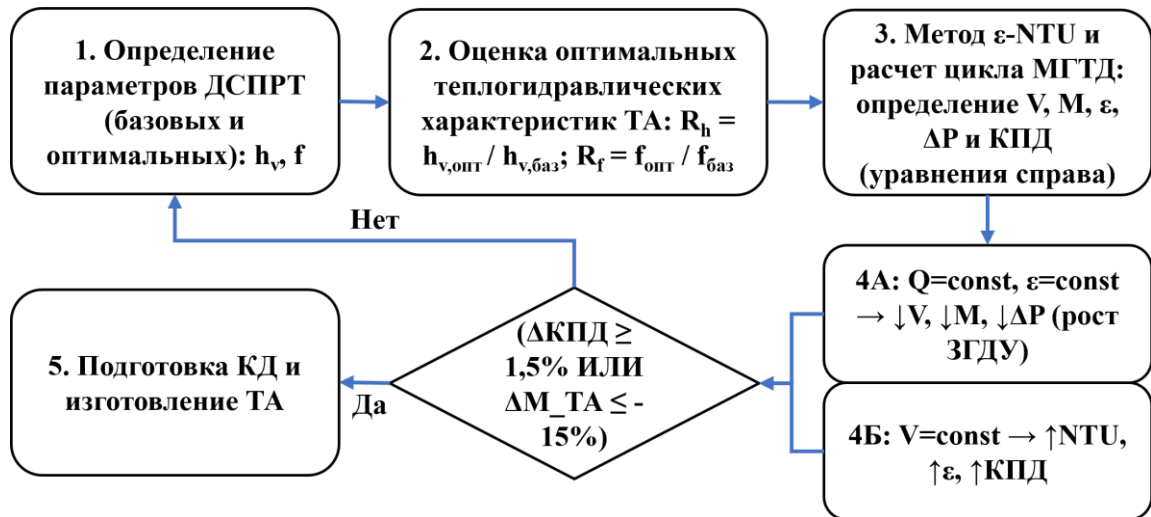


Рисунок 62 – Блок-схема комплексной методики оценки эффективности авиационного МГТД

В качестве финального решения выступает МГТД с оптимизированным ДСПРТ, позволяющий добиться наилучшего баланса между тепловой эффективностью и гидравлическими потерями, что обеспечивает максимальный КПД цикла при снижении массы и габаритов теплообменника. Логика перехода от микропараметров оребрения к системным характеристикам двигателя, а также алгоритм выбора целевого сценария представлены на рисунке 62. Данная блок-схема описывает механизм сквозного расчёта, в ходе которого на основе

факторов  $j$  и  $f$  методом  $\varepsilon$ -NTU рассчитываются макрохарактеристики ТА (эффективность  $\varepsilon$ , потери давления  $\Delta P$ , масса  $M$ , объём  $V$ ) и параметры рабочего цикла МГТД. На выходе из данного алгоритма система распределяет оптимальные решения по двум ключевым направлениям в зависимости от технического задания.

Для системного решения сформулированных проблем разработан метод проектирования сверхкомпактных теплообменников-регенераторов для авиационных МГТД, основанный на интеграции экспериментальных данных, численного моделирования и алгоритмов машинного обучения, общая структура которого представлена на рисунке 63. Данный метод формирует замкнутый цикл проектирования сверхкомпактных теплообменных аппаратов и реализуется в рамках нескольких ключевых этапов. На начальном этапе на основе расчёта и определения геометрических параметров ДСПРТ (1) задаются граничные условия потока и теплообмена, включая числа Рейнольдса  $Re$  и Прандтля  $Pr$  (2). Далее выполняется численное моделирование в программе Ansys Fluent для получения первичной выборки расчётов для машинного обучения (3). Полученные данные подвергаются детальному анализу для извлечения интегральных теплофизических и гидродинамических характеристик, таких как объёмный коэффициент теплоотдачи  $h_v$ , потери давления  $\Delta P$  и коэффициент трения  $f$  (4), на базе которых формируется верифицированная база данных (5). Второй блок методики связан с построением суррогатных моделей. На основе подготовленной базы данных производится обучение суррогатной модели ИНС (6). Для повышения точности прогнозирования осуществляется интеграция физически-информированных подходов ФИНС и алгоритма роя частиц МРЧ (7). Если критерий остаточной погрешности ИНС составляет менее 5 %, алгоритм переходит к процедуре многокритериальной оптимизации NSGA-II с построением фронта Парето (8); в противном случае система возвращается обратно на шаг (1) для добавления новых данных. Заключительный этап посвящён верификации и оценке системной эффективности. Наиболее

эффективные геометрические параметры ПРТ проходят обязательную контрольную верификацию в программе Ansys Fluent (с допустимой погрешностью менее 5 %). При успешном подтверждении точности выполняется определение характеристик ТА с помощью метода NTU (9) и последующий расчёт массогабаритных характеристик ТА и его эффективности, включая изменения объёма  $V$ , массы  $M$ , эффективности  $\epsilon$  и потерь давления  $\Delta P$  (10). Если достигаются целевые показатели повышения КПД (1,5 % и более) или снижения массы (на 15 % и более), цикл завершается подготовкой конструкторской документации и изготовлением натурального образца ТА (11).



Рисунок 63 – Блок-схема метода проектирования сверхкомпактных теплообменников-регенераторов для авиационных МГТД, основанная на интеграции экспериментальных данных, численного моделирования и алгоритмов машинного обучения

#### 4.5 Выводы по главе 4

Применение разработанной методики оценки эффективности позволило установить взаимосвязь между геометрическими параметрами ребер регенератора и интегральными термодинамическими показателями рабочего цикла авиационного двигателя. Была проведена комплексная оценка работы оптимизированного ДСПРТ в составе МГТД. Для быстрого и точного переноса геометрических параметров оребрѐнной поверхности на всю конструкцию ТА разработана специализированная комплексная математическая модель

масштабирования и параметризации. Определение массогабаритных параметров и эффективности осуществляется через относительные изменения объёмного коэффициента теплоотдачи  $R_h = h_{v,onn} / h_{v,баз}$  и коэффициента трения  $R_f = f_{onn} / f_{баз}$ . Основные выводы формулируются следующим образом:

**Достижимость снижения массы (направление А).** Проектирование при фиксированной тепловой мощности (199,7 кВт) выявляет основные достоинства найденных оптимальных характеристик. Повышенный коэффициент теплоотдачи позволяет сократить массогабаритные характеристики теплообменника на 32,2%. Хотя рост компактности ребер (с 1332 до 1599 м<sup>2</sup>/м<sup>3</sup>) означает более плотное размещение материала в единице объема, за счет значительного уменьшения габаритов итоговая масса дорогостоящего жаропрочного сплава радикально снижается на 18,6%.

**Парадокс гидравлического сопротивления.** Расчет доказывает неочевидный гидродинамический эффект в направлении А. Локальный коэффициент трения оптимизированной геометрии возрастает на 40,4%, при этом существенное сокращение длины проходных каналов (за счет уменьшения объема) полностью компенсирует этот рост. Макроскопическая потеря давления всего аппарата не только не превышает лимиты, но и снижается на 4,8%.

**Потенциал роста КПД установки (направление Б).** Использование оптимизированной геометрии в фиксированных габаритах (базовый объем) увеличивает число единиц переноса теплоты до 7200. Итоговая степень регенерации тепла возрастает с 83,0% до 87,8%. Данный абсолютный прирост на 4,8% обеспечивает прямое снижение удельного расхода топлива энергоустановки и, согласно трехуровневому системному анализу, гарантирует расчетное повышение общего электрического КПД на 1,5–1,9 абсолютных процента. Увеличение гидравлического сопротивления компенсируется высоким термодинамическим выигрышем теплового цикла.

**Универсальность предложенного подхода.** Интеграция методов машинного обучения, CFD-моделирования и макроскопического

масштабирования формирует замкнутый цикл проектирования. Алгоритм успешно балансирует конфликтующие требования к тепловой производительности, массе и гидравлическому сопротивлению. Результаты главы 4 доказывают готовность предложенной методологии к внедрению в реальное промышленное производство компактных теплообменных аппаратов.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В диссертационной работе представлено решение актуальной научно-технической задачи в области авиационного двигателестроения, направленной на повышение эффективности авиационных ГТД с регенерацией теплоты за счёт применения спиральных пластинчато-ребристых тепло-обменников-регенераторов, разработанных и созданных методом проектирования на основе численного моделирования их рабочего процесса. Основные результаты:

1. Разработан и метод проектирования сверхкомпактных теплообменников-регенераторов для авиационных МГТД, объединяющий методики вычислительной гидрогазодинамики, интеллектуальные алгоритмы машинного обучения и многокритериальную оптимизацию. Применение данного метода за счёт интеграции контура активного обучения позволило гарантированно снизить погрешность прогнозирования до уровня менее 5 % всего за две итерации, обеспечив сокращение общих временных затрат и вычислительных ресурсов на 70–80 % по сравнению с традиционными подходами сплошного перебора.

2. Получены физические закономерности коэффициента теплоотдачи в каналах со спиральным и двуспиральным оребрением, устанавливающие влияние интенсивных вторичных течений на разрушение теплового пограничного слоя. На основе полученных результатов, а также трехмерного численного моделирования и экспериментальных данных доказано преимущество спирального оребрения над традиционным волнообразным. Установлено, что за счёт генерации интенсивных вторичных течений

спиральная конфигурация обеспечивает рост фактора теплоотдачи  $j$  на 42,33 % и комплексного показателя эффективности  $JF$  на 34,03 % (при  $Re = 5000$ ), что подтверждает высокую эффективность выбранных геометрических параметров оребрения ТА.

3. Разработана и апробирована методика определения теплогидравлических характеристик теплообменного аппарата для авиационного ГТД с использованием физико-ориентированных нейросетевых моделей доказала свою высокую точность определения параметров вновь создаваемых систем. Использование данной методики обеспечивает высокую точность прогнозирования ( $R^2 > 0,996$ ,  $MAPE < 1$  %) во всем диапазоне рабочих параметров. Установлено, что после полного развёртывания и предварительного обучения системы весь последующий цикл многокритериальной оптимизации занимает не более 30 секунд.

4. Применение разработанной методики оценки эффективности позволило установить взаимосвязь между геометрическими параметрами ребер регенератора и интегральными термодинамическими показателями рабочего цикла авиационного двигателя. Системный анализ доказал, что внедрение оптимизированных ДСПРТ в состав силовой установки авиационного МГТД для сценария обеспечения минимальных массогабаритных характеристик позволяет: снизить рабочий объём матрицы теплообменного аппарата на 32,2 %, уменьшить общую массу регенератора на 18,6 % и снизить потери давления газа в трактах теплообменника на 4,8 %. В случае максимального увеличения тепловой эффективности авиационного МГТД, использование оптимизированной геометрии повышает тепловую эффективность ТА до 87,8 %, что обеспечивает рост эффективного КПД всей силовой установки на 1,5–1,9 %.

Достаточно высокая степень корреляции расчётных данных с результатами экспериментальных исследований (погрешность менее 5–10 %) доказывает надёжность предложенного метода проектирования сверхкомпактных теплообменников-регенераторов для авиационных МГТД.

Дальнейшее развитие работы связано с адаптацией разработанной методики для оптимизации других типов теплообменных поверхностей, а также с интеграцией алгоритмов машинного обучения в системы сквозного междисциплинарного проектирования перспективных силовых установок летательных аппаратов.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Bartolini, Carlo Maria, et al. "Application of artificial neural networks to micro gas turbines." *Energy conversion and management* 52.1 (2011): 781-788.
- [2] Pilavachi, P. A. "Mini-and micro-gas turbines for combined heat and power." *Applied thermal engineering* 22.18 (2002): 2003-2014.
- [3] Jiayi, Huang, Jiang Chuanwen, and Xu Rong. "A review on distributed energy resources and MicroGrid." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 12.9 (2008): 2472-2483.
- [4] Martens, Adwin. "The energetic feasibility of CHP compared to the separate production of heat and power." *Applied thermal engineering* 18.11 (1998): 935-946.
- [5] Pepermans, Guido, et al. "Distributed generation: definition, benefits and issues." *Energy policy* 33.6 (2005): 787-798.
- [6] Lopes, JA Pecas, et al. "Integrating distributed generation into electric power systems: A review of drivers, challenges and opportunities." *Electric power systems research* 77.9 (2007): 1189-1203.
- [7] Wang L, Sundén B, Manglik R M. Plate heat exchangers: design, applications and performance. *Wit Pr[J]. Computational Mechanics*, 2007.
- [8] 杨崇麟, 板式换热器工程设计手册[M], 北京: 机械工业出版社, 1994, 9-31。
- [9] FOERSTER S, KLEEMANN M. Compact metallic and ceramic recuperators for gas turbines [C]. *Proceedings of the ASME 1978 International Gas Turbine Conference and Products Show*, 1978.
- [10] STASIEK J. Experimental studies of heat transfer and fluid flow across corrugated-undulated heat exchanger surfaces [J]. *Internation Journal of Heat and Mass Transfer*, 1998, 41(6-7): 899-914.
- [11] Poullikkas A. An overview of current and future sustainable gas turbine

- technologies[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2005, 9(5): 409-443.
- [12] Reale F, Sannino R. Numerical modeling of energy systems based on micro gas turbine: a review[J]. *Energies*, 2022, 15(3): 900.
- [13] Henke M, Monz T, Aigner M. Introduction of a new numerical simulation tool to analyze micro gas turbine cycle dynamics[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2017, 139(4): 042601.
- [14] Gold H, Rosenzweig S. A method for estimating speed response of gas-turbine engines[M]. NACA, 1952.
- [15] Rowen W I. Simplified mathematical representations of heavy-duty gas turbines[J]. 1983.
- [16] Rowen W I. Simplified mathematical representations of single shaft gas turbines in mechanical drive service[C]//Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air. American Society of Mechanical Engineers, 1992, 78972: V005T15A001.
- [17] Мартыновский В.С. Циклы схемы и характеристики термотрансформаторов. – М.: Энергия, 1979. – 285 с.
- [18] McDonald, Colin F., et al. "Recuperated gas turbine aeroengines, part I: early development activities." *Aircraft Engineering and Aerospace Technology* 80.2 (2008): 139-157.
- [19] McDonald, Colin F., et al. "Recuperated gas turbine aeroengines, part II: engine design studies following early development testing." *Aircraft Engineering and Aerospace Technology* 80.3 (2008): 280-294.
- [20] Fakhre, Ali, et al. "Helicopter mission analysis for a regenerated turboshaft." *Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air*. Vol. 55133. American Society of Mechanical Engineers, 2013.
- [21] Работы ведущих авиадвигателестроительных компаний по созданию перспективных авиационных двигателей (аналитический обзор) / под общ. ред. В.А. Скибина и В.И. Солонина. – М.: ЦИАМ, 2004. – 424 с.
- [22] Boggia, Stefano, and Klaus Rüd. "Intercooled recuperated gas turbine engine

- concept." 41st AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit. 2005.
- [23] Diani, A., et al. "Experimental and numerical analyses of different extended surfaces." *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 395. No. 1. IOP Publishing, 2012.
- [24] Diani, Andrea, et al. "An assessment on air forced convection on extended surfaces: Experimental results and numerical modeling." *International Journal of Thermal Sciences* 67 (2013): 120-134.
- [25] Li, Wei, and Xialing Wang. "Heat transfer and pressure drop correlations for compact heat exchangers with multi-region louver fins." *International Journal of heat and mass transfer* 53.15-16 (2010): 2955-2962.
- [26] Zheng, Xiangyang, and Zhaogang Qi. "A comprehensive review of offset strip fin and its applications." *Applied Thermal Engineering* 139 (2018): 61-75
- [27] Goldstein Jr, Leonardo, and E. M. Sparrow. "Experiments on the transfer characteristics of a corrugated fin and tube heat exchanger configuration." (1976): 26-34.
- [28] Shaeri, M. R., M. Yaghoubi, and K. Jafarpur. "Heat transfer analysis of lateral perforated fin heat sinks." *Applied energy* 86.10 (2009): 2019-2029.
- [29] Wang, Chi-Chuan, W. L. Fu, and C. T. Chang. "Heat transfer and friction characteristics of typical wavy fin-and-tube heat exchangers." *Experimental thermal and fluid science* 14.2 (1997): 174-186.
- [30] Kays W M, London A L. *Compact heat exchangers*[J]. 1984.
- [31] Kim J H, Yun J H, Lee C S. Heat-transfer and friction characteristics for the louver-fin heat exchanger[J]. *Journal of thermophysics and heat transfer*, 2004, 18(1): 58-64.
- [32] Dong, Junqi, et al. "Experimental study on thermal–hydraulic performance of a wavy fin-and-flat tube aluminum heat exchanger." *Applied Thermal Engineering* 51.1-2 (2013): 32-39.
- [33] Lotfi, Babak, et al. "3D numerical investigation of flow and heat transfer characteristics in smooth wavy fin-and-elliptical tube heat exchangers using

- new type vortex generators." *Energy* 73 (2014): 233-257.
- [34] Zhang, Jiehai, Jaydeep Kundu, and Raj M. Manglik. "Effect of fin waviness and spacing on the lateral vortex structure and laminar heat transfer in wavy-plate-fin cores." *International Journal of Heat and Mass Transfer* 47.8-9 (2004): 1719-1730.
- [35] Junqi, Dong, et al. "Heat transfer and pressure drop correlations for the wavy fin and flat tube heat exchangers." *Applied Thermal Engineering* 27.11-12 (2007): 2066-2073.
- [36] Ismail, L. Sheik, and R. Velraj. "Studies on Fanning friction (f) and Colburn (j) factors of offset and wavy fins compact plate fin heat exchanger—a CFD approach." *Numerical Heat Transfer, Part A: Applications* 56.12 (2009): 987-1005.
- [37] Siddiqui, Faisal A., Engr Sarbadaman Dasgupta, and Amir Fartaj. "Experimental investigation of air side heat transfer and fluid flow performances of multi-port serpentine cross-flow mesochannel heat exchanger." *International journal of heat and fluid flow* 33.1 (2012): 207-219.
- [38] Khoshvaght Aliabadi, M., et al. "3D-CFD simulation and neural network model for the j and f factors of the wavy fin-and-flat tube heat exchangers." *Brazilian Journal of Chemical Engineering* 28 (2011): 505-520.
- [39] Khoshvaght Aliabadi, Morteza, Faramarz Hormozi, and Elham Hosseini Rad. "New correlations for wavy plate-fin heat exchangers: different working fluids." *International Journal of Numerical Methods for Heat & Fluid Flow* 24.5 (2014): 1086-1108.
- [40] Duan, Fei, et al. "Numerical study of laminar flow and heat transfer characteristics in the fin side of the intermittent wavy finned flat tube heat exchanger." *Applied Thermal Engineering* 103 (2016): 112-127.
- [41] Dasgupta, Engr Sarbadaman, et al. "Air cooling by multiport slabs heat exchanger: An experimental approach." *Experimental thermal and fluid science* 42 (2012): 46-54.
- [42] Peng, Hao, Xiang Ling, and Juan Li. "Performance investigation of an

- innovative offset strip fin arrays in compact heat exchangers." *Energy conversion and management* 80 (2014): 287-297.
- [43] Ismail, L. Sheik, R. Velraj, and C. Ranganayakulu. "Studies on pumping power in terms of pressure drop and heat transfer characteristics of compact plate-fin heat exchangers—A review." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 14.1 (2010): 478-485.
- [44] Norris, ReHe, and W. A. Spofford. "High-performance fins for heat transfer." *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers* 64.5 (1942): 489-495.
- [45] Briggs, D. C., and Alexander Louis London. THE HEAT TRANSFER AND FLOW FRICTION CHARACTERISTICS OF FIVE OFFSET RECTANGULAR AND SIX PLAIN TRIANGULAR PLATE-FIN HEAT TRANSFER SURFACES. Technical Report No. 49. No. NP-9913. Stanford Univ., Calif., 1960.
- [46] Wieting A R. Empirical correlations for heat transfer and flow friction characteristics of rectangular offset-fin plate-fin heat exchangers[J]. 1975.
- [47] Joshi H M, Webb R L. Heat transfer and friction in the offset stripfin heat exchanger[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 1987, 30(1): 69-84.
- [48] Mochizuki S, Yagi Y, Yang W J. Transport phenomena in stacks of interrupted parallel-plate surfaces[J]. *Experimental Heat Transfer An International Journal*, 1987, 1(2): 127-140.
- [49] Manglik R M, Bergles A E. Heat transfer and pressure drop correlations for the rectangular offset strip fin compact heat exchanger[J]. *Experimental thermal and fluid science*, 1995, 10(2): 171-180.
- [50] Dong J, Chen J, Chen Z, et al. Air-side thermal hydraulic performance of offset strip fin aluminum heat exchangers[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2007, 27(2-3): 306-313.
- [51] Kim M S, Lee J, Yook S J, et al. Correlations and optimization of a heat exchanger with offset-strip fins[J]. *International Journal of Heat and Mass*

- Transfer, 2011, 54(9-10): 2073-2079.
- [52] Chennu R, Paturu P. Development of heat transfer coefficient and friction factor correlations for offset fins using CFD[J]. International Journal of Numerical Methods for Heat & Fluid Flow, 2011, 21(8): 935-951.
- [53] Yang Y, Li Y. General prediction of the thermal hydraulic performance for plate-fin heat exchanger with offset strip fins[J]. International journal of heat and mass transfer, 2014, 78: 860-870.
- [54] Peng H, Ling X. Neural networks analysis of thermal characteristics on plate-fin heat exchangers with limited experimental data[J]. Applied Thermal Engineering, 2009, 29(11-12): 2251-2256.
- [55] Song R, Cui M, Liu J. A correlation for heat transfer and flow friction characteristics of the offset strip fin heat exchanger[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2017, 115: 695-705.
- [56] Bhowmik H, Lee K S. Analysis of heat transfer and pressure drop characteristics in an offset strip fin heat exchanger[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2009, 36(3): 259-263.
- [57] Rathod P P. Experimental investigation of thermal behavior of cross flow plate-fin heat exchanger with offset strip fin[J]. Procedia Technology, 2016, 23: 423-430.
- [58] Fernández-Seara J, Diz R. Thermo-hydraulic behavior of ice slurry in an offset strip-fin plate heat exchanger[J]. International Journal of Refrigeration, 2014, 41: 171-180.
- [59] Saad S B, Clément P, Gentric C, et al. Experimental distribution of phases and pressure drop in a two-phase offset strip fin type compact heat exchanger[J]. International journal of multiphase flow, 2011, 37(6): 576-584.
- [60] Yujie Y, Yanzhong L, Biao S, et al. Performance evaluation of heat transfer enhancement in plate-fin heat exchangers with offset strip fins[J]. Physics Procedia, 2015, 67: 543-550.
- [61] Nakhchi M E, Hatami M, Rahmati M. Experimental investigation of performance improvement of double-pipe heat exchangers with novel

- perforated elliptic turbulators[J]. *International Journal of Thermal Sciences*, 2021, 168: 107057.
- [62] Yang J, Jacobi A, Liu W. Heat transfer correlations for single-phase flow in plate heat exchangers based on experimental data[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 113: 1547-1557.
- [63] Yataghene M, Francine F, Jack L. Flow patterns analysis using experimental PIV technique inside scraped surface heat exchanger in continuous flow condition[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2011, 31(14-15): 2855-2868.
- [64] Yashar D, Cho H, Domanski P. Measurement of air-velocity profiles for finned-tube heat exchangers using particle image velocimetry[J]. 2008.
- [65] Rodi W. DNS and LES of some engineering flows[J]. *Fluid Dynamics Research*, 2006, 38(2-3): 145.
- [66] Sohankar A. The LES and DNS simulations of heat transfer and fluid flow in a plate-fin heat exchanger with vortex generators[J]. 2004.
- [67] Zou J, Hirokawa T, An J, et al. Recent advances in the applications of machine learning methods for heat exchanger modeling—a review[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2023, 11: 1294531.
- [68] Riyadi T W B, Herawan S G, Tirta A, et al. Nanofluid heat transfer and machine learning: Insightful review of machine learning for nanofluid heat transfer enhancement in porous media and heat exchangers as sustainable and renewable energy solutions[J]. *Results in Engineering*, 2024, 24: 103002.
- [69] Peng H, Ling X. Predicting thermal–hydraulic performances in compact heat exchangers by support vector regression[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2015, 84: 203-213.
- [70] Kedam N. Heat transfer factor  $j$  and friction factor  $f$  correlations for offset strip fin and wavy fin of compact plate-fin heat-exchangers[J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2021, 28: 101552.
- [71] Kedam N, Uglanov D A, Blagin E V, et al. Unified ANN model for heat transfer factor ( $j$ ) and friction factor ( $f$ ) prediction in offset strip and wavy fin PFHEs[J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2024, 53: 103845.

- [72] Khadang A, Nazari M, Maddah H, et al. Experimental study and neural network-based prediction of thermal performance of applying baffles and nanofluid in the double-pipe heat exchangers[J]. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 2024, 149(9): 4239-4259.
- [73] Panda J P, Kumar B, Patil A K, et al. Machine learning assisted modeling of thermohydraulic correlations for heat exchangers with twisted tape inserts[J]. *Acta Mechanica Sinica*, 2023, 39(1): 322036.
- [74] Uguz S, Ipek O. Prediction of the parameters affecting the performance of compact heat exchangers with an innovative design using machine learning techniques[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2022, 33(5): 1393-1417.
- [75] Saeed M, Berrouk A S, Al Wahedi Y F, et al. Performance enhancement of a C-shaped printed circuit heat exchanger in supercritical CO<sub>2</sub> Brayton cycle: a machine learning-based optimization study[J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2022, 38: 102276.
- [76] Li Q, Zhan Q, Yu S, et al. Study on thermal-hydraulic performance of printed circuit heat exchangers with supercritical methane based on machine learning methods[J]. *Energy*, 2023, 282: 128711.
- [77] Wen Z X, Wu J L, Cao X W, et al. Machine learning and prediction study on heat transfer of supercritical CO<sub>2</sub> in pseudo-critical zone[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2024, 243: 122630.
- [78] Efatinasab E, Irannezhad N, Rampazzo M, et al. Machine and deep learning driven models for the design of heat exchangers with micro-finned tubes[J]. *Energy and AI*, 2024, 16: 100370.
- [79] Khan M Z A, Khan H A, Aziz M. Performance optimization of heat-exchanger with delta-wing tape inserts using machine learning[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2022, 216: 119135.
- [80] Zhou L, Garg D, Qiu Y, et al. Machine learning algorithms to predict flow condensation heat transfer coefficient in mini/micro-channel utilizing universal data[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2020, 162: 120351.

- [81] Zhu G, Wen T, Zhang D. Machine learning based approach for the prediction of flow boiling/condensation heat transfer performance in mini channels with serrated fins[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2021, 166: 120783.
- [82] Kim K, Lee H, Kang M, et al. A machine learning approach for predicting heat transfer characteristics in micro-pin fin heat sinks[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2022, 194: 123087.
- [83] Li Y, Huang X, Huang X, et al. Machine learning and multilayer perceptron enhanced CFD approach for improving design on latent heat storage tank[J]. *Applied Energy*, 2023, 347: 121458.
- [84] An M, Zhang K, Song F, et al. Discovering a robust machine learning model for predicting the productivity of a solar-driven humidification-dehumidification system[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2023, 228: 120485.
- [85] Yue Y, Yan Z, Ni P, et al. Machine learning-based multi-performance prediction and analysis of Earth-Air Heat Exchanger[J]. *Renewable Energy*, 2024, 227: 120550.
- [86] Hughes M T, Chen S M, Garimella S. Machine-learning-based heat transfer and pressure drop model for internal flow condensation of binary mixtures[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2022, 194: 123109.
- [87] Kaur I, Singh P. State-of-the-art in heat exchanger additive manufacturing[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2021, 178: 121600.
- [88] Careri F, Khan R H U, Todd C, et al. Additive manufacturing of heat exchangers in aerospace applications: a review[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2023, 235: 121387.
- [89] Dutkowski K, Kruzel M, Rokosz K. Review of the state-of-the-art uses of minimal surfaces in heat transfer[J]. *Energies*, 2022, 15(21): 7994.
- [90] Xie G N, Sundén B, Wang Q W. Optimization of compact heat exchangers by a genetic algorithm[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2008, 28(8-9): 895-906.
- [91] Hilbert R, Janiga G, Baron R, et al. Multi-objective shape optimization of a

- heat exchanger using parallel genetic algorithms[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2006, 49(15-16): 2567-2577.
- [92] Sanaye S, Hajabdollahi H. Thermal-economic multi-objective optimization of plate fin heat exchanger using genetic algorithm[J]. *Applied energy*, 2010, 87(6): 1893-1902.
- [93] Hajabdollahi H, Tahani M, Fard M H S. CFD modeling and multi-objective optimization of compact heat exchanger using CAN method[J]. *Applied thermal engineering*, 2011, 31(14-15): 2597-2604.
- [94] Hajabdollahi H. New global multi-objective optimization of compact heat exchanger[J]. *Chemical Engineering Science*, 2024, 300: 120462.
- [95] Liu C, Bu W, Xu D. Multi-objective shape optimization of a plate-fin heat exchanger using CFD and multi-objective genetic algorithm[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2017, 111: 65-82.
- [96] Zhang T, Chen L, Wang J. Multi-objective optimization of elliptical tube fin heat exchangers based on neural networks and genetic algorithm[J]. *Energy*, 2023, 269: 126729.
- [97] Wang J, Zhang Z, Yang K. Multi-objective optimization study of airfoil fin printed circuit heat exchanger with tip gap based on machine learning[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2024, 231: 125859.
- [98] Ferhi M, Djebali R. Multi-Objective Optimization of Microporous Heat Exchangers: A sensitivity analysis and Response Surface Methodology[J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2025: 106653.
- [99] Yildizeli A, Ustun O M, Mutlu K, et al. Multi-objective optimization and sensitivity analysis of offset strip fin compact heat exchangers[J]. *Numerical Heat Transfer, Part B: Fundamentals*, 2024: 1-26.
- [100] Attarzadeh R, Attarzadeh-Niaki S H, Duwig C. Multi-objective optimization of TPMS-based heat exchangers for low-temperature waste heat recovery[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2022, 212: 118448.
- [101] Yang Y, Li H, Yao M, et al. Optimizing the size of a printed circuit heat exchanger by multi-objective genetic algorithm[J]. *Applied Thermal*

- Engineering, 2020, 167: 114811.
- [102] Wang D, Zhang H, Wang G, et al. Experimental and numerical study on the heat transfer and flow characteristics of convex plate heat exchanger based on multi-objective optimization[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2023, 202: 123755.
- [103] Jamil M A, Goraya T S, Rehman A U, et al. A comprehensive design and optimization of an offset strip-fin compact heat exchanger for energy recovery systems[J]. Energy Conversion and Management: X, 2022, 14: 100191.
- [104] Li Y, Su Q, Sheng G, et al. Recent advances in artificial-intelligence enhanced additive manufacturing of heat exchangers for thermal management: a review[J]. Materials & Design, 2025: 114339.
- [105] Yicong L, Chunyu S, Wei L, et al. Structural parameter design of welded plate heat exchanger based on multi-objective optimization algorithm[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2023, 146: 106900.
- [106] Liu J, Uglanov D A, Kedam N, et al. Numerical study on a new spiral fin heat Exchanger's thermal-hydraulic performance[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2024, 61: 104895.
- [107] Peng H, Ling X. Numerical modeling and experimental verification of flow and heat transfer over serrated fins at low Reynolds number[J]. Experimental Thermal and Fluid Science, 2008, 32(5): 1039-1048.
- [108] Junqi D, Jiangping C, Zhijiu C, et al. Heat transfer and pressure drop correlations for the wavy fin and flat tube heat exchangers[J]. Applied Thermal Engineering, 2007, 27(11-12): 2066-2073.
- [109] Liu J, Dmitry A U, Kedam N, et al. Enhanced compactness and thermal performance of a novel double spiral finned heat exchanger: A CFD and ANN approach[J]. Applied Thermal Engineering, 2025: 126910.
- [110] Ismail L S, Velraj R. Studies on Fanning friction (f) and Colburn (j) factors of offset and wavy fins compact plate fin heat exchanger—a CFD approach[J]. Numerical Heat Transfer, Part A: Applications, 2009, 56(12): 987-1005.