



Осгонбаатар Тувшин

**РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ РЕЖИМОВ
РАБОТЫ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ С
ВОЗОБНОВЛЯЕМЫМИ ИСТОЧНИКАМИ
(на примере энергосистемы Монголии)**

Специальность 2.4.3 – Электроэнергетика

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Новосибирск – 2025

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Новосибирский государственный технический университет»

Научный руководитель:	Русина Анастасия Георгиевна, доктор технических наук, доцент
Официальные оппоненты:	Суслов Константин Витальевич, доктор технических наук, доцент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», кафедра гидроэнергетики и возобновляемых источников энергии, профессор; Глазунова Анна Михайловна, доктор технических наук, доцент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение науки «Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева» Сибирского отделения Российской академии наук, отдел электроэнергетических систем №40, старший научный сотрудник.
Ведущая организация:	Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет», г. Томск.

Защита диссертации состоится «04» июля 2025 года в 10:00 часов на заседании диссертационного совета 24.2.347.05 при Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Новосибирский государственный технический университет» по адресу: 630073, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20, I корпус, конференц-зал.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Новосибирского государственного технического университета и на сайте организации <https://www.nstu.ru>

Автореферат разослан «___» мая 2025 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
канд. техн. наук, доцент



Осинцев Анатолий Анатольевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Стратегия развития энергетики Монголии направлена на обеспечение растущей потребности электроэнергии за счет повышения доступности источников и передачи энергии, создание единой электроэнергетической системы (ЭЭС) путем интеграции региональных энергосистем, а также участие в межгосударственном объединении электроэнергетики стран Северно-Восточной Азии. Соответственно, во все этапы функционирования ЭЭС стремительно внедряются новые технологии, включая процессы производства, передачи и распределения электроэнергии. Ярким доказательством служит растущая интеграция альтернативных источников, таких как возобновляемые источники энергии (ВИЭ), технологии накопления, которым уделяется особое внимание в настоящее время.

Несмотря на то что возобновляемая энергетика является чистой, имеющей ряд преимуществ, задачи управления режимами работы ЭЭС осложняются ее неопределенностью. Переход от традиционной структуры энергетики к структурам с ВИЭ требует более совершенных и гибких способов управления ЭЭС, в частности, перспективным является использование искусственного интеллекта.

Таким образом, разработка системы предиктивной аналитики нормальных режимов работы ЭЭС с возобновляемыми источниками энергии является актуальной и недостаточно исследованной задачей для ЦЭС Монголии. В диссертационной работе рассматривается задача краткосрочного планирования режимов работы ЭЭС на сутки вперед и возможности ее интеллектуализации.

Степень разработанности темы исследования. Заметный вклад в решение задач планирования режимов работы ЭЭС внесли следующие ученые: Т.А. Филиппова, В.З. Манусов, Ю.А. Секретарев, Е.В. Цветков, А.Г. Фишов, Н.Я. Ильюшов, П.В. Илюшин, Л.А. Владиславлев, Д.А. Арзамасцев, М.Ш. Мисриханов, П.С. Борщ, Б.И. Аюев, Т.М. Алябышев, В.А. Цурклуков, А.Г. Юркин, Н.В. Абасов, М.Ю. Чернышов, Е.Н. Осипчук, В.М. Горнштейн, В.Г. Журавлев, М.Д. Кучкин, В.И. Обрезков, Т. Abreu, В. Stephen, L. Wang, J. Ching и другие.

Объект исследования. Электроэнергетическая система (ЭЭС) на базе традиционных тепловых электростанций и возобновляемых источников, таких как ветровые и солнечные электростанций (на примере Центральной энергосистемы Монголии).

Предмет исследования. Оптимальное планирование режимов работы ЭЭС с учетом ВИЭ при составлении краткосрочных балансов (на суточном интервале) электрической энергии.

Цель диссертационной работы. Создание системы аналитики, позволяющей решать оптимизационные задачи и выполненной на основе математических моделей и алгоритмов для решения прикладных задач планирования и анализа режимов ЭЭС с возобновляемыми источниками.

Задачи исследования:

1. Анализ существующих методов планирования режимов работы ЭЭС в краткосрочной перспективе, в том числе прогнозирование и оптимизация.
2. Разработка комплексной математической модели суммарного графика нагрузки и его составляющих по узлам ЭЭС на основе комбинирования статистических методов и методов машинного обучения.

3. Разработка алгоритма и математической модели суточного графика генерации ВИЭ, таких как солнечные и ветровые электростанции, с помощью ансамблевых моделей машинного обучения.

4. Разработка алгоритмов оптимизации нормальных режимов работы ЭЭС, обеспечивающих распределение активной мощности между ТЭЦ с учетом прогноза нагрузки ЭЭС и генерации ВИЭ.

5. Формирование концепции системы предиктивной аналитики режимов работы ЭЭС с ВИЭ.

Методы исследования. При решении поставленных задач прогнозирования временных рядов использовались статистические методы, включая линейную регрессию и интегрированную модель авторегрессии и скользящего среднего, а также ансамблевые модели машинного обучения. Оптимизационная задача решена методами линейного программирования и Ньютона второго порядка. Программная реализация выполнена на языке программирования *Python*. Экспериментальное исследование и тестирование алгоритмов оптимизации выполнено средствами программного продукта *RastrWin.3.0*.

Научная новизна диссертации. В результате исследований получены следующие научные результаты:

1. Разработаны математические модели электропотребления ЭЭС и ее узлов, основанные на комбинации ансамблевых моделей машинного обучения и статистических ранговых моделей.

2. Разработаны методики прогнозирования суточного графика генерации ВИЭ, таких как солнечные и ветровые электростанции, основанные на ансамблевых моделях и учитывающие метеорологические условия и информацию о сезонности.

3. Разработаны алгоритмы оптимизации нормальных режимов работы ЦЭС Монголии с учетом моделей электропотребления и генерации источников электроэнергии.

4. Впервые в концепцию системы предиктивной аналитики режимов работы ЭЭС включены такие программные модули, как прогнозирования электропотребления и генерации ВИЭ, а также оптимизации нормальных режимов работы ЦЭС Монголии.

Теоретическая и практическая значимость работы. Предложена концепция создания системы предиктивной аналитики режимов работы ЭЭС с ВИЭ, которая включает в себя следующие программные продукты:

1. Программа краткосрочного прогнозирования графиков нагрузки в узлах ЭЭС на основе ансамблевых моделей машинного обучения и рангового анализа, позволяющая автоматизировать предсказания и снизить их погрешность.

2. Программа прогнозирования генерации на базе ВИЭ для ЭЭС Монголии, позволяющая оценить потенциалы ВИЭ и учесть их неопределенность при планировании режимов ЭЭС.

3. Программа оптимизации нормальных режимов работы ЭЭС за счет планирования графиков генерации ТЭЦ, позволяющая повысить эффективность работы ЭЭС в целом.

На все эти программы получены свидетельства о государственной регистрации разработанных автором программ для ЭВМ. Программные продукты также использованы при формировании отчета «Технические рекомендации по интеграции гидроаккумулирующих электростанций мощностью 250 МВт в центральную энергосистему Монголии».

Результаты, полученные в диссертационной работе, обсуждались на технических совещаниях ОАО «Национальный диспетчерский центр Монголии» и Ассоциации производителей возобновляемой энергии Монголии, а также внедрены в учебный процесс Новосибирского государственного технического университета (НГТУ): материалы используются при чтении лекций и проведении лабораторных работ по курсу «Электроэнергетические системы и управления ими» и при выполнении выпускных квалификационных работ.

Положения выносимые на защиту:

1. Предложенные временные ряды процессов в многофакторных моделях позволяют эффективно прогнозировать нагрузки ЭЭС и ее узлов, а также генерации ВИЭ, снижая погрешность до 1,25 % для электропотребления, и до 9,0 % для генерации ВИЭ (на примере ЦЭС Монголии).

2. Предложенные алгоритмы оптимизации нормальных режимов ЭЭС повышают ее эффективность по потерям в сети на 2 % или по средней цене закупки у ТЭЦ на 4 % (в зависимости от того, какой критерий принят при оптимизации) за счет перераспределения активной мощности между ТЭЦ с учетом генерации ВИЭ.

3. Предложенная концепция системы предиктивной аналитики позволяет создавать единые наборы программных средств для проведения серий имитационных расчетов и принятия решений по мониторингу, контролю и планированию нормальных режимов ЭЭС с ВИЭ.

Степень достоверности. Научные положения, выводы и рекомендации, изложенные в диссертационной работе, обоснованы приведенными теоретическими положениями и результатами, полученными при проведении экспериментальных расчетов для реальной энергосистемы. Достоверность проведенных исследований подтверждена сравнением результатов применения статистических методов и методов машинного обучения и корректным использованием средств программного обеспечения (*RastrWin3, Pandapower*).

Апробация результатов. Основные положения диссертации и ее частей, а также результаты исследований представлялись и обсуждались на следующих конференциях и семинарах, а именно:

- IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON), (г. Екатеринбург, УрФУ), в 2022 г.;
- IEEE International Conference on Problems of Informatics, Electronics and Radio Engineering (PIERE), (г. Новосибирск, НГТУ), в 2022 г.;
- XVI Всероссийская научная конференция молодых ученых «Наука Технологии Инновации» (г. Новосибирск, НГТУ), в 2022 г.;
- IEEE Belarusian–Ural–Siberian Smart Energy Conference (BUSSEC), (г. Екатеринбург, УрФУ), в 2023 г.;
- IEEE International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM), (Алтай), в 2024 г.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 11 печатных работ, в том числе 4 научные статьи в рецензируемых научных изданиях, включенных в перечень ВАК РФ; 5 статей, входящих в наукометрическую базу «Scopus»; 1 статья в сборнике научных трудов всероссийских конференций; 1 статья в прочих журналах. Получено 3 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Личный вклад автора диссертации. Автором совместно с научным руководителем выполнена постановка целей и задач исследования. Разработка

математических моделей и алгоритмов, их программная реализация выполнены автором в соответствии с рекомендациями. В работах, опубликованных в соавторстве, автору принадлежит формализация поставленных задач исследований, выбор методов их решения, проведение исследований, анализ и обобщение результатов.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 145 наименований, и 2 приложений. Общий объем диссертации составляет 166 страниц, включая 24 таблицы и 52 рисунков.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, сформулированы цель и задачи исследования, определена научная новизна, практическая ценность и достоверность результатов работы, описана структура диссертации в целом.

Первая глава посвящена анализу существующих методов управления режимами работы ЭЭС в краткосрочной периоде, а именно на суточном интервале. Планирование часто может выполняться путем составления прогнозных вычислений с допустимой погрешностью и непрерывной оптимизацией по определенным критериям. В подразделе 1.3 описаны методы прогнозирования, начиная от методов регрессии, заканчивая методами машинного обучения. В следующем подразделе рассмотрены детерминированные и стохастические методы оптимизации.

Отдельное внимание уделено описанию энергетики Монголии, а именно Центральной энергосистемы (ЦЭС). Очевидно, что ТЭЦ и ВИЭ, такие как ветровые и солнечные электростанции, играют основную роль как в настоящем, так и будут играть в будущем. Из-за такого состава генерирующего оборудования в последние десятилетия возникают проблемы в управлении режимами. Что касается планирования режимов на сутки вперед, то прогнозирование процессов осуществляется методом эвристического анализа на основе статистических данных, а математические методы оптимизации еще не внедрены. Поэтому в диссертационном исследовании было принято решение предложить путь устранения этого недостатка.

Вторая глава посвящена разработке методологии прогнозирования суточного графика потребления электроэнергии как в целом по энергосистеме, так и в ее узлах.

Прогнозирование суточного графика электропотребления. В данной главе проведены эксперименты на основе классических методов, таких как линейная регрессия и интегрированная модель авторегрессии скользящего среднего, а также ансамблевые модели машинного обучения. С помощью ранговых моделей также смоделирован суточный график нагрузки в узлах.

Методика, основанная на линейной регрессии предлагается в рамках поставленной задачи настоящей главы. Суть предлагаемой методики заключается в определении среднесуточной, минимальной и максимальной нагрузки прогнозируемого дня с использованием метода линейной регрессии:

$$P = ax + b; \quad (1)$$

где P – нагрузка (среднесуточная, минимальная или максимальная); x – номер дня временного ряда; a , b – коэффициенты регрессии.

Интегрированная модель авторегрессии скользящего среднего ARIMA. В модели *ARIMA* предполагается, что значение прогноза определяется линейной

функцией нескольких предыдущих значений исходного временного ряда и случайных ошибок. Модель объединяет в себе модель авторегрессии (AR) порядка p и скользящего среднего (MA) порядка q , и определяется следующим уравнением:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j u_{t-j} ; \quad (2)$$

где y_t – фактическое значение; a – коэффициент авторегрессии; β – коэффициент сглаживания; c – постоянная константа уравнения (часто для упрощения предполагается равной нулю); u_t – значение случайной погрешности; $i = 1, 2, 3 \dots p$ – порядок полинома авторегрессии.; $j = 1, 2, 3, \dots, q$ – порядок полинома скользящего среднего.

Ансамблевая модель машинного обучения, объединяющая несколько регрессоров, является более эффективным инструментом в задачах прогнозирования временных рядов. На рисунке 1 показана общая структура ансамблевых алгоритмов.

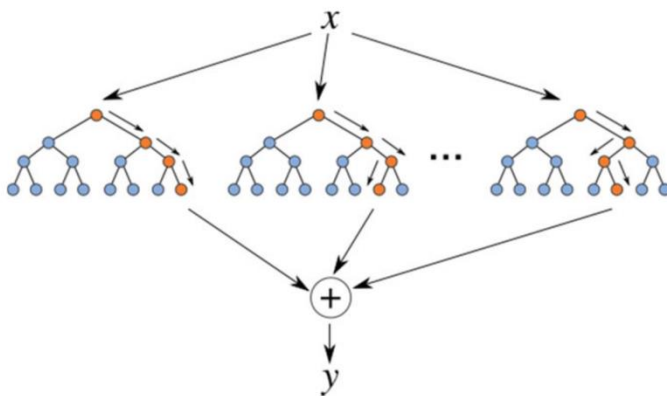


Рисунок 1 – Общая структура ансамблевых алгоритмов

Алгоритмы отличаются такими способами построения регрессоров, как бэггинг (*bagging*), и бустинг (*boosting*). В первом случае каждый регрессор строится параллельно, так что они независимы друг от друга. Отличие бустинга состоит в том, что каждый регрессор строится последовательно и каждый новый зависит от текущих результатов предыдущих регрессоров, объединенных в модель.

Рассмотрим определённый временной ряд, выражающийся следующим образом:

$$S_n = \{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)\} ; \quad (4)$$

где X – исходные векторы, содержащие функции $f(X)$; Y – выходные скаляры или метки; S_n – исследуемые выборки временного ряда (X_n, Y_n) с наблюдением n .

Суть алгоритмов заключается в том, что выборки размером n из обучающего временного ряда S_n выбираются случайным образом и размещаются на регрессорах. Каждый регрессор выдает выходную функцию $\hat{h}(X, S_n)$. Агрегирование этих результатов становится моделью ансамблевых алгоритмов $\hat{Y}'$.

Алгоритм случайного леса (*Random forest, RF*). Агрегирование результатов, которое рассчитано путем усреднения выходных функций, становится моделью случайного леса:

$$\hat{Y}' = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \hat{h}_q(x) ; \quad (5)$$

где q – число регрессоров; $\hat{h}_q(x)$ – прогнозируемое значение q -го регрессора; $\hat{Y}'$ – выходная функция алгоритма.

Алгоритм адаптивного бустинга (*Adaptive Boosting, AdaBoost*) Отличие от случайного леса состоит в том, что не все регрессоры участвуют в процесс принятия окончательного решения в соответствии с весовыми коэффициентами. Регрессоры,

которые часто ошибаются, меньше влияют на выходную функцию алгоритма:

$$\hat{Y}' = \frac{1}{q} \sum_{q=1}^Q w_q \hat{h}_q(x) ; \quad (6)$$

где w_q – весовой коэффициент q -го регрессора; $\hat{h}_q(x)$ – прогнозируемое значение q -ого регрессора; $\hat{Y}'$ – выходная функция алгоритма.

Алгоритм экстремального градиентного бустинга (Extreme Gradient Boost, XGBoost). Принцип алгоритма заключается в минимизации погрешности с помощью целевой функции, называемой функцией погрешности:

$$\hat{Y}' = \frac{1}{q} \sum_{q=1}^Q L(y, \hat{h}_{q-1}(x)) + \hat{h}_q(x) ; \quad (7)$$

где $L(y, \hat{h}_{q-1}(x))$ – функция погрешности; $\hat{h}_q(x)$ – прогнозируемое значение q -го регрессора; $\hat{Y}'$ – выходная функция алгоритма.

Результаты. В качестве исходных данных использовались суточные графики нагрузки ЦЭС Монголии за период с 2019 по 2021 год. В результате исследования внешних факторов, влияющих на электропотребление, были выявлены переменные, которые должны быть учтены в модели прогнозирования суточного графика нагрузки. В дополнение были рассмотрены данные о температуре наружного воздуха и календарные признаки, в том числе тип дня (нерабочие или рабочие дни) и день недели (Пн, Вт, ..., Вс). Апробация предложенных методов была реализована на 12 реальных суточных графиках нагрузки ЦЭС, которые случайным образом выбирались из каждого месяца.

В поставленной задаче использование ансамблевых моделей машинного обучения снизило погрешность классических методов с 2,26 до 1,25 %. Таким образом, снижение ошибки составило 1,01 п.п, или 44,7 %. Предлагается использовать ансамблевые алгоритмы машинного обучения, в том числе экстремального градиентного бустинга (XGBoost), для прогнозирования суточного графика нагрузки ЦЭС Монголии. В таблице 1 приведены результаты предложенных алгоритмов.

Таблица 1 – Результаты классических методов и ансамблевых алгоритмов машинного обучения

	Классические методы		Методы машинного обучения		
	ARIMA	Линейная регрессия	RF	Ada boost	XG boost
	MAPE – среднее по модулю ошибки в процентах, [%]				
1	1,9	1,5	0,9	1,0	0,5
2	3,0	1,6	1,6	1,3	1,1
3	2,6	3,5	2,6	1,2	0,9
4	2,2	1,4	1,3	1,2	1,0
5	3,9	2,8	2,2	1,4	1,2
6	4,1	1,6	1,1	1,8	1,7
7	3,0	1,4	1,6	1,3	1,0
8	2,1	2,8	1,2	2,6	1,2
9	2,1	2,9	1,0	2,1	2,0
10	2,5	3,7	1,2	1,9	1,7
11	1,9	1,4	1,3	1,5	1,4
12	1,8	2,3	0,8	0,9	0,7
Результат	2,6	2,3	1,4	1,5	1,2

В задаче прогнозирования суточного графика нагрузки в узлах предлагается метод ранговых моделей. ЦЭС Монголии состоит из пяти зон энергоснабжения, в том числе Улан-Баторского, Эрдэнэт-Булганского, Дархан-Селенгинского, Багануур-Чойрского и Гови. На рисунке 3 представлена имитационная схема этой энергосистемы.

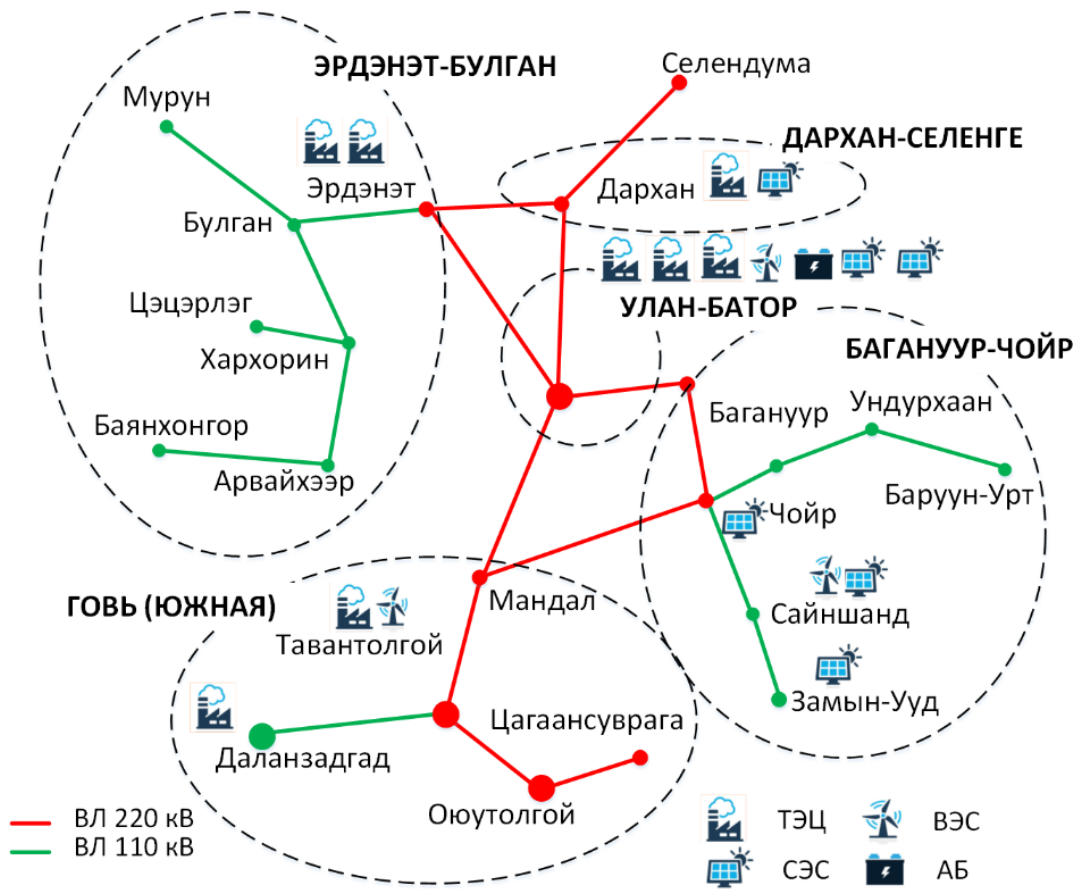


Рисунок 3 – Имитационная схема ЦЭС Монголии

Поскольку рассматриваемая энергосистема характеризуется иерархической структурой с узлами, различающимися по величине потребляемой электроэнергии, коэффициенты участия в общем электропотреблении каждой подстанции или зоны энергоснабжения могут быть определены в относительных единицах с помощью ранговых моделей.

$$R_i = \frac{Y_i}{Y_\Sigma}; \quad (8)$$

при

$$Y_\Sigma = \sum_{i=1}^n Y_i; \quad (9)$$

где Y_i – параметр прогноза для i -ой части; Y_Σ – общая величина исследуемого объекта; R_i – коэффициент ранга; n – количество частей.

Зная суммарное значение нагрузки, можно распределить её по узлам с помощью ранговых коэффициентов:

$$Y_i = \hat{Y} R_i; \quad (10)$$

где $\hat{Y}$ – прогнозируемое значение для всех объектов, R_i – коэффициент ранга, Y_i – прогнозируемое значение для i -го узла.

На рисунке 4 показаны графики рангового коэффициента и в таблице 2 представлены их средние значения.

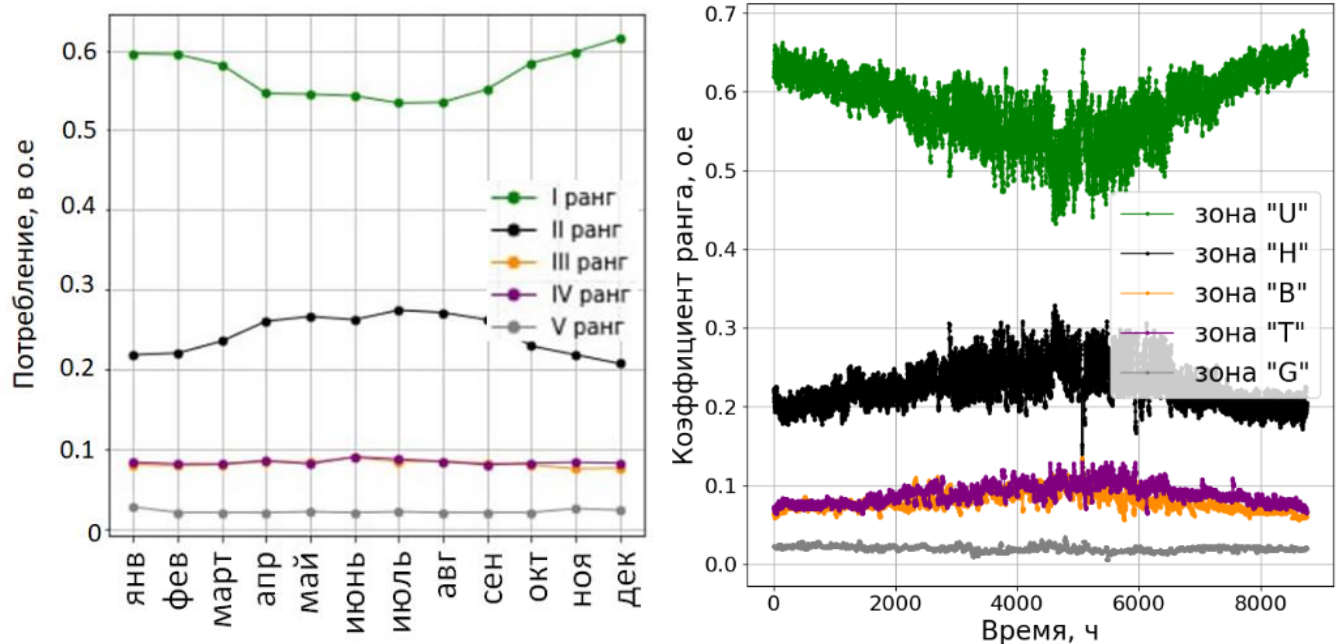


Рисунок 4 – Зависимость потребления энергорайонов и ранговых коэффициентов от времени

Таблица 2 – Ранговые коэффициенты зон энергоснабжения

Наименование зоны энергоснабжения	Наименование расчета	Номер ранга	Средний коэффициент участия, о.е
Улан–Батор	U	I	0,54
Эрдэнэт–Булган	H	II	0,27
Дархан–Селенге	T	III	0,09
Багануур–Чойр	B	IV	0,08
Гови	G	V	0,02

С использованием ансамблевых алгоритмов машинного обучения спрогнозированы потребления электроэнергии по часовым интервалам со средней погрешностью не более 2,0 %, а с участием ранговых коэффициентов построены суточные графики нагрузки для каждой зоны энергоснабжения. В качестве примера на рисунке 5 представлены графики нагрузки общего потребления энергосистемы и зон энергоснабжения.

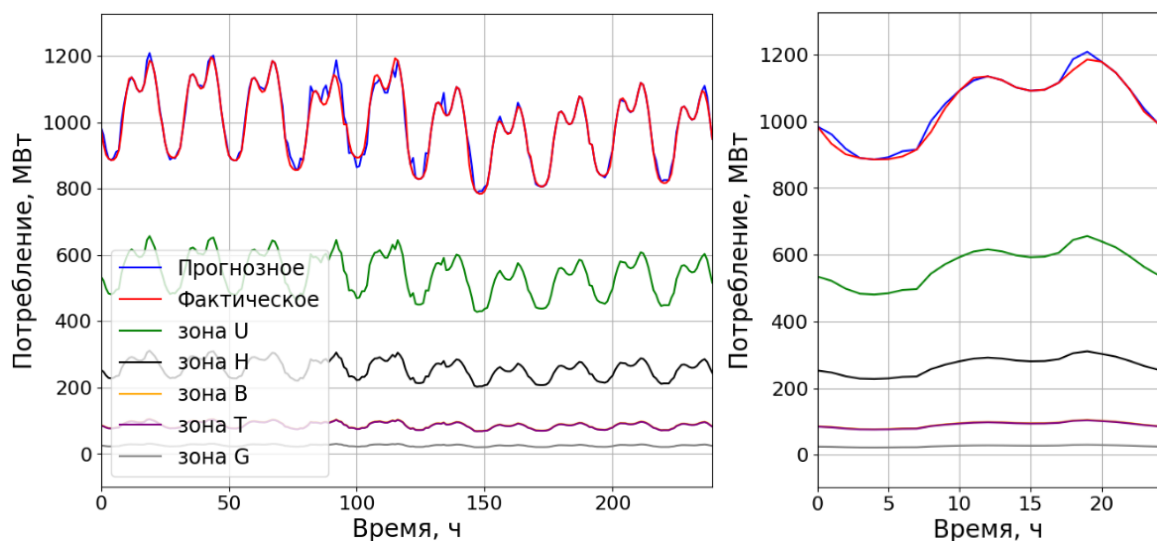


Рисунок 5 – Суточные графики нагрузки энергосистемы и зон энергоснабжения

Итоговые результаты прогнозирования электропотребления в зонах энергоснабжения приведены на рисунке 6.

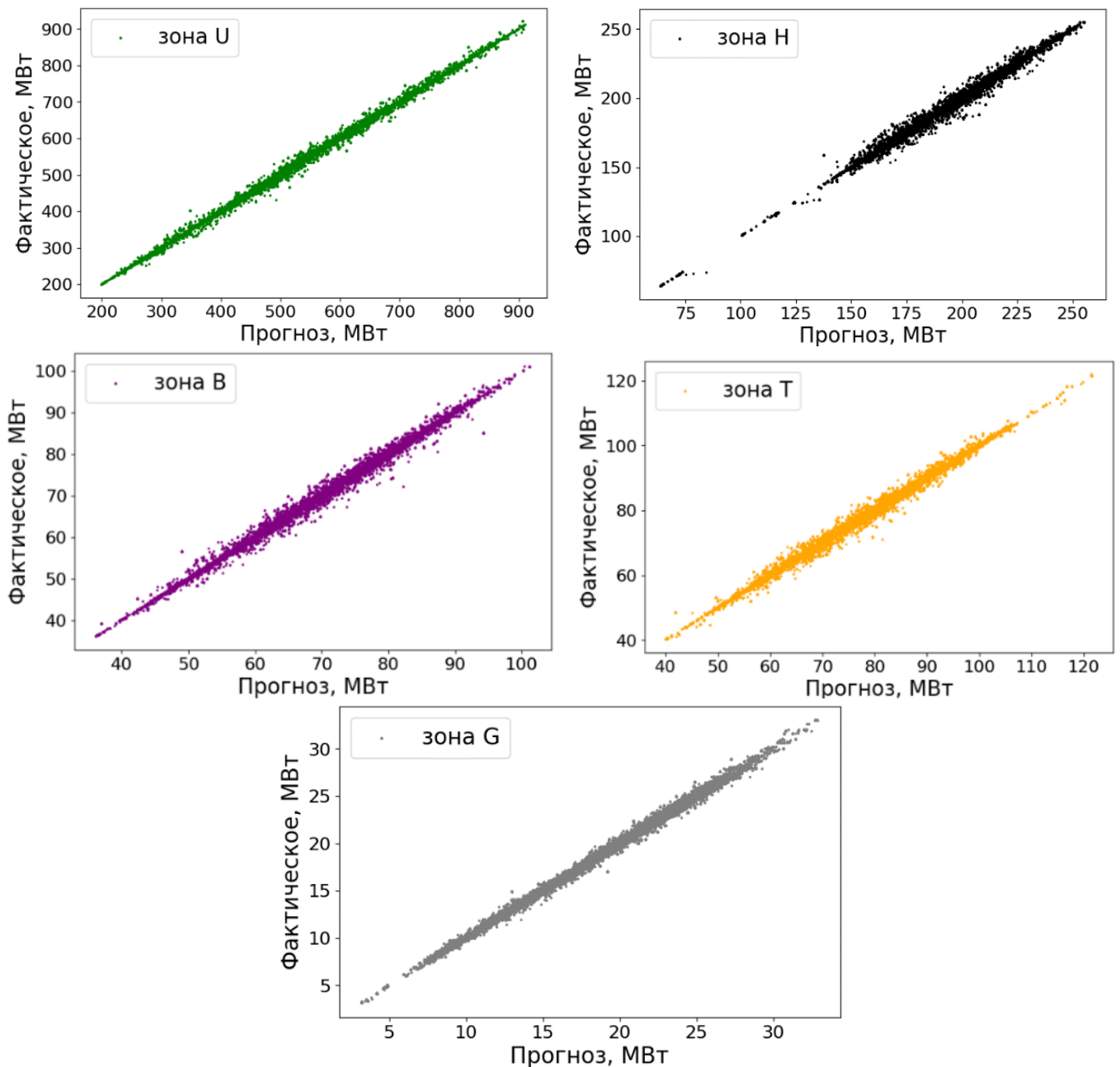


Рисунок 6 – Сопоставление прогнозов и фактических графиков нагрузки зон энергоснабжения

Результаты показывают, что модели электропотребления зон энергоснабжения могут быть использованы для расчета режимов данной энергосистемы, так как средняя погрешность моделей составила не более 2,0 %. С точки зрения зон энергоснабжения ранговыми моделями можно определить также нагрузки подстанций, относящихся к этим зонам.

Третья глава. Глава посвящена разработке методов прогнозирования суточного графика генерации ВИЭ, таких как ветровые и солнечные электростанции. В литературных источниках, посвященных этой задаче, предлагаемые методы подразделены на физические, статистические и гибридные, или ансамблевые, методы. Электроэнергия, вырабатываемая возобновляемыми ресурсами, напрямую зависит от таких факторов, как метеорологические условия, расположение электростанции, сезонность, и другие. Таким образом, многофакторные модели, а именно ансамблевые модели машинного обучения, являются более целесообразными при прогнозировании сложных временных рядов с учетом определенных внешних факторов.

Прогнозирование генерации ветровых электростанций. В качестве исходных переменных используются почасовые данные о скорости ветра за прошедшую неделю (*wind-i*) и данные о сезонности, включая названия месяцев (*month*), дней (*day*) и часов (*hour*). В таблице 3 приведены перечисленные исходные и прогнозные данные.

Таблица 3 – Выборки исходных и выходных переменных

Номер часов	<i>hour</i>	0:00	01:00	...	23:00
Скорость ветра 7 суток назад	<i>wind-7</i>	X_1	X_2	...	X_{24}
Скорость ветра 6 суток назад	<i>wind -6</i>	X_{25}	X_{26}	...	X_{48}
Скорость ветра 5 суток назад	<i>wind -5</i>	X_{49}	X_{50}	...	X_{72}
...	...	...	...	...	...
Скорость ветра текущего дня	<i>wind-1</i>	X_{145}	X_{146}	...	X_{168}
Номер месяца	<i>Month</i>	X'_1			
Номер дня	<i>Day</i>	X'_2			
Прогноз скорости ветра на сутки вперед	<i>Wind</i>	Y_1	Y_2	...	Y_{24}

Оценки моделей и гиперпараметры приведены в таблице 4 и показан пример осциллограммы процесса тестирования модели на рисунке 7.

Таблица 4 – Достоверности моделей

	Гиперпараметры		Салхит		Цэций		Сайншанд	
	Глубина	Количество	$MAE, м/с$	$nMAE, \%$	$MAE, м/с$	$nMAE, \%$	$MAE, м/с$	$nMAE, \%$
RF	20	100	1,33	15,81	2,19	17,25	1,44	17,71
XGB			0,68	8,16	0,70	8,66	0,74	9,14
ADA			0,63	7,49	0,67	8,46	0,68	8,40

Примечание: MAE – среднее по модулю ошибки; $nMAE$ – нормализованная средняя ошибка по модулю в процентах.

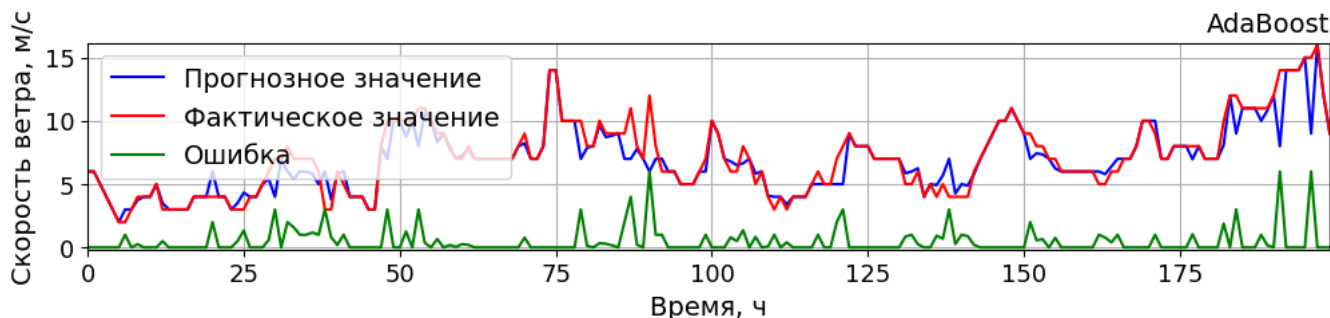


Рисунок 7 – Осциллограмма процесса тестирования модели

Из таблицы 4 и рисунка 7 видно, что модель, построенная по алгоритму адаптивного бустинга (*AdaBoost*), является наиболее достоверной, так как имеет меньшую погрешность, чем модели экстремального бустинга (*XGBoost*) и случайного леса (*Random Forest*). Модель, построенная по алгоритму адаптивного бустинга, была использована для прогнозирования суточного графика генерации на трех ветровых электростанциях, которые расположены на разных территориях Монголии, с учетом графиков зависимости выработки от скорости ветра. В таблице 5 приведены результаты прогнозирования.

Средняя ошибка по модулю прогнозирования (MAE) составляла от 2,42 до 3,48 МВт, и нормализованная средняя ошибка по модулю в процентах ($nMAE$) составила от 12,3 до 13,3 %. В качестве примера на рисунке 8 приведен суточный график генерации для упомянутых выше ветроэлектростанций на 07.03.2021.

Таблица 5 – Результаты прогнозирования выработки ВЭС

	Салхит		Цэций		Сайншанд	
	MAE, MBm	nMAE, %	MAE, MBm	nMAE, %	MAE, MBm	nMAE, %
1	0,7	2,1	3,5	7,3	4,3	17,0
2	0,5	1,6	4,1	8,4	2,5	5,0
3	7,9	20,5	0,6	1,2	1,0	2,3
4	1,7	14,5	6,8	31,1	5,9	29,1
5	3,0	11,4	1,9	5,1	6,8	19,7
6	0,8	22,3	3,1	7,9	0,8	19,3
7	1,2	6,8	3,6	25,2	1,7	7,1
8	1,4	4,5	2,1	4,1	6,4	15,4
9	2,1	16,6	2,7	13,3	1,7	10,9
10	4,4	22,6	6,4	19,9	3,3	6,7
Результат	2,4	12,3	3,5	12,3	3,4	13,2

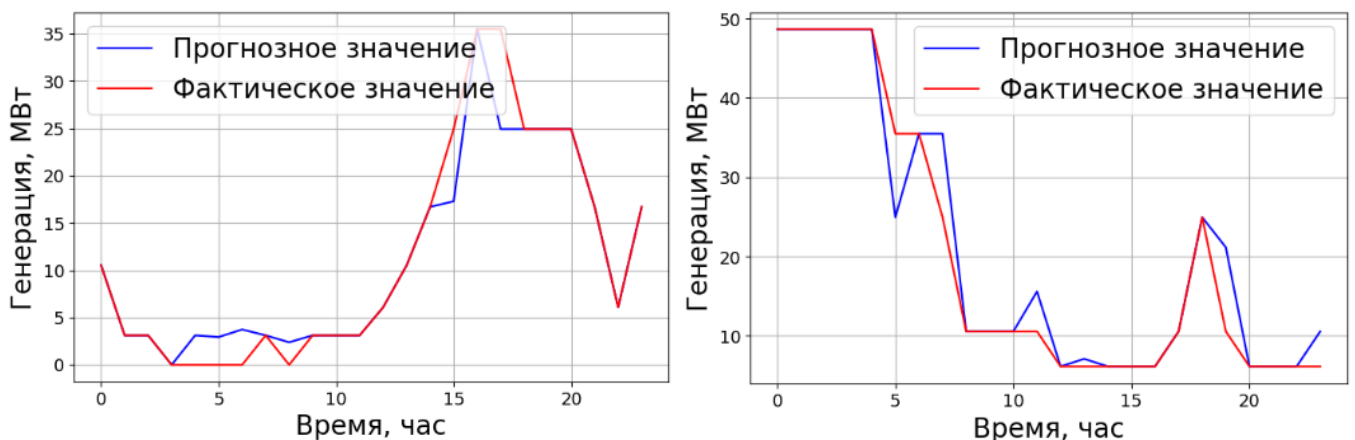


Рисунок 8 – Сопоставление прогнозов и фактических графиков генерации ветровых электростанций

Прогнозирование генерации солнечных электростанций. В таблице 6 приведены исходные и выходные переменные.

Таблица 6 – Выборки исходных и выходных переменных

Номер часов	hour	0:00	01:00	...	23:00
Генерация 2 суток назад	gen-3	X_1	X_2	...	X_{24}
Генерация 1 суток назад	gen-2	X_{25}	X_{26}	...	X_{48}
Генерация текущего дня	gen-1	X_{49}	X_{50}	...	X_{72}
Осадки	precipitation	X_{73}	X_{74}	...	X_{96}
Температура	temp	X_{97}	X_{98}	...	X_{120}
Облачность	cloudcover	X_{121}	X_{122}	...	X_{144}
Номер месяца	month	X'_1			
Номер дня	day	X'_2			
Прогноз генерации на сутки вперед	gen	Y_1	Y_2	...	Y_{24}

Поскольку солнечная радиация меняется в зависимости от сезона (*month, day, hour*), все эти переменные учитываются в задаче. Как значимые переменные рассматриваются также значения вырабатываемой мощности для соответствующих часов за 3 дня (*gen-i*). В дополнение, для рассмотрения случайных компонентов необходимо учитывать данные об облачности (*cloudcover*), осадках (*precipitation*) и температуре воздуха (*temp*). В таблице 7 приведена достоверность моделей, а также показана осциллограмма процесса тестирования модели на рисунке 9.

Таблица 7 – Достоверности моделей

		Дархан	Моннар	Бухуг	Сумбэр	Говь	Гэгээн	Средняя ошибка
RF	MAE, МВт	0,32	0,39	0,56	0,27	0,84	0,52	0,48
	nMAE, %	17,7	18,1	17,5	12,4	15,6	18,7	16,7
XG	MAE, МВт	0,19	0,23	0,32	0,16	0,41	0,29	0,26
	nMAE, %	10,7	10,4	9,9	7,4	7,6	10,5	9,4
AD	MAE, МВт	0,17	0,20	0,29	0,14	0,38	0,26	0,24
	nMAE, %	9,4	9,3	9,1	6,2	7,6	9,3	8,5

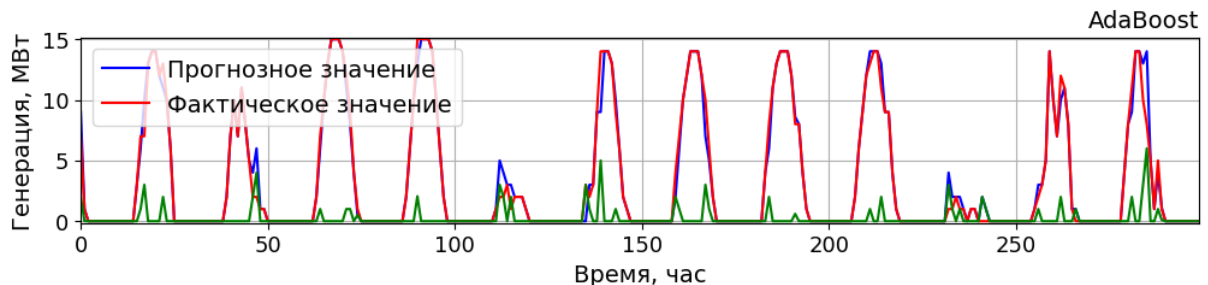


Рисунок 9 – Осциллограмма процесса тестирования по модели адаптивного бустинга

Из таблицы 7 и рисунка 9 видно, что модель, построенная по алгоритму адаптивного бустинга (*AdaBoost*) является наиболее достоверной, так как имеет меньшую погрешность, чем другие модели. По разработанной модели адаптивного бустинга спрогнозированы 10 суточных графиков выработки на 6 солнечных электростанциях. Сопоставление прогнозов и фактических графиков генерации показано на рисунке 10.

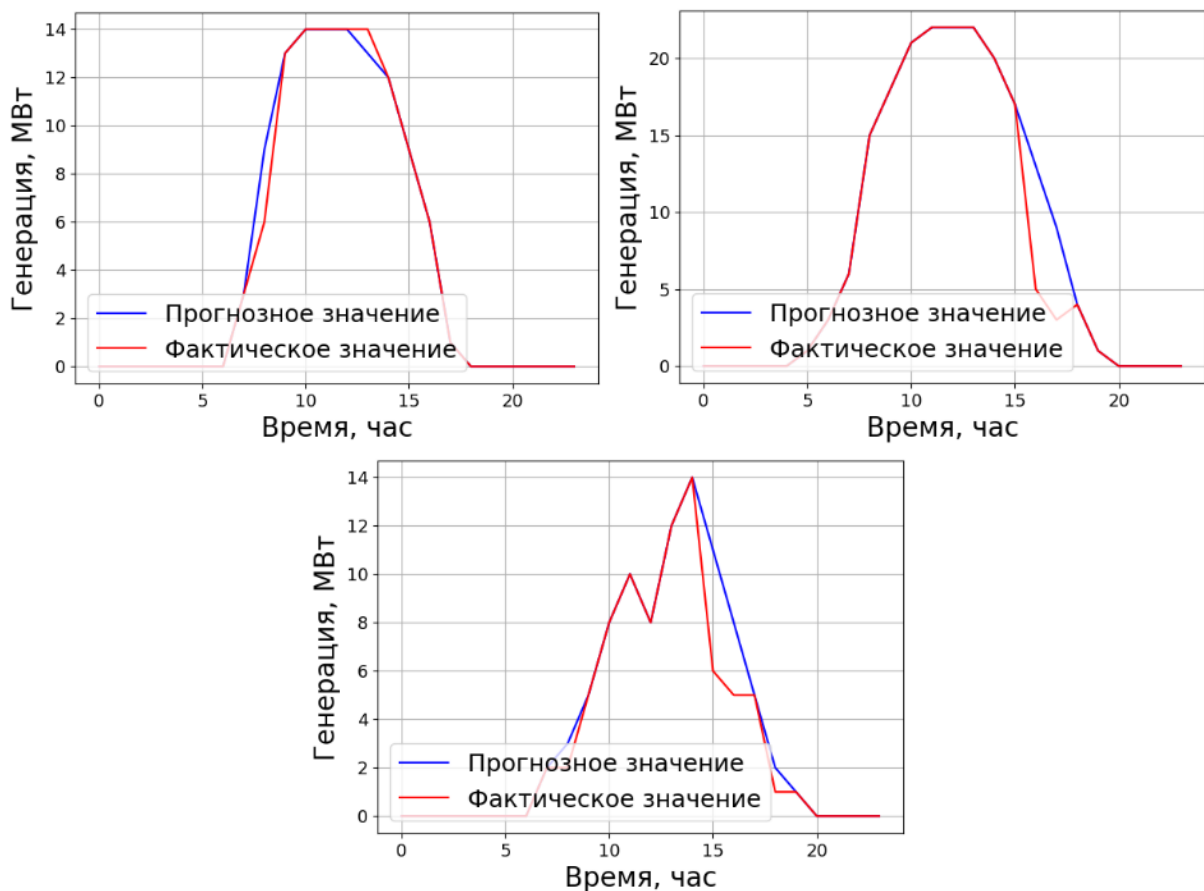


Рисунок 10 – Сопоставление прогнозов и фактических графиков генерации солнечных электростанций

В таблицах 8, 9 приведены результаты прогнозирования суточных графиков выработки рассматриваемых солнечных электростанций. Средняя ошибка по модулю

прогнозирования (MAE) составляла от 0,12 до 0,25 МВт, и нормализованная средняя ошибка по модулю в процентах ($nMAE$) составляла от 6,5 до 8,43 %.

Таблица 8 – Результаты прогнозирования выработки СЭС

	Дархан		Моннар		Бухуг	
	MAE, MBm	$nMAE, \%$	MAE, MBm	$nMAE, \%$	MAE, MBm	$nMAE, \%$
1	0,0	0,0	0,25	12,77	0,07	2,30
2	0,08	4,35	0,08	3,45	0,35	9,04
3	0,21	10,42	0,25	12,24	0,48	13,74
4	0,04	1,75	0,10	3,15	0,12	2,88
5	0,12	5,77	0,42	20,00	0,08	6,67
6	0,08	8,33	0,21	7,69	0,21	10,42
7	0,15	9,13	0,00	0,00	0,25	6,74
8	0,04	1,37	0,29	10,45	0,16	3,84
9	0,29	30,43	0,08	8,00	0,18	5,38
10	0,29	12,73	0,08	2,82	0,58	15,73
Результат	0,13	8,43	0,18	8,06	0,25	7,67

Таблица 9 – Результаты прогнозирования выработки СЭС

	Сумбэр		Гови		Гэгээн	
	MAE, MBm	$nMAE, \%$	MAE, MBm	$nMAE, \%$	MAE, MBm	$nMAE, \%$
1	0,0	0,0	0,65	21,33	0,08	2,35
2	0,43	29,48	0,28	6,19	0,29	7,78
3	0,00	0,00	0,62	10,95	0,62	25,86
4	0,21	8,62	0,22	2,65	0,25	6,19
5	0,12	5,36	0,12	2,33	0,29	13,73
6	0,04	1,82	0,25	3,09	0,36	10,13
7	0,21	11,90	0,83	13,89	0,16	3,52
8	0,04	1,85	0,21	3,76	0,08	2,63
9	0,08	3,70	0,21	2,66	0,04	1,22
10	0,06	2,27	0,38	5,49	0,12	2,78
Результат	0,12	6,50	0,38	7,23	0,23	7,62

В четвертой главе сформулированы задачи оптимизации для ЦЭС Монголии. Разработаны алгоритмы для оптимизации нормальных режимов работы ЭЭС за счет распределения активной мощности между ТЭЦ с учетом выработки электроэнергии на ветровых и солнечных электростанциях.

Постановка задачи и математическая модель. Целевая функция – минимизация финансовых затрат энергосистемы и потерь мощности в сети.

$$C = \sum_{i=1}^N C_i(P_i) \rightarrow \min ; \quad (11)$$

$$\Delta P = \sum_{i=1}^N L_i(P_i) \rightarrow \min ; \quad (12)$$

где N – число электростанций; C_i – цена вырабатываемой электроэнергии на i -й электростанции; P_i – мощность i -й электростанции; ΔP – потери мощности в сети; L_i – функция потерь в сети.

В случае минимизации финансового расхода единого покупателя в суточном интервале целевая функция определяется следующим выражением:

$$C_{CHP} \sum_{t=1}^{24} P_{CHP_t} + C_{PV} \sum_{t=1}^{24} P_{PV_t} + C_{WP} \sum_{t=1}^{24} P_{WP_t} + C_{imp} \sum_{t=1}^{24} P_{imp_t} \rightarrow \min ; \quad (13)$$

При минимизации потерь электроэнергии в суточном интервале целевая функция имеет следующий вид:

$$\sum_{t=1}^{24} L(P_{CHP_t}, P_{PV_t}, P_{WP_t}, P_{imp_t}, P_{load_t}) \rightarrow \min ; \quad (14)$$

где C_{CHP} – средняя цена электроэнергии от ТЭЦ; P_{CHP_t} – потребляемая мощность от ТЭЦ в t -й час; C_{PV} – средняя цена электроэнергии от СЭС; P_{PV_t} – потребляемая мощность от СЭС в t -й час; C_{WP} – средняя цена от ВЭС; P_{WP_t} – потребляемая мощность от ВЭС в t -й час; C_{imp} – стоимость импортируемой электроэнергии из ЕЭС России; P_{imp_t} – импортируемая мощность в t -й час; P_{load_t} – электропотребление электроэнергии в t -й час.

В качестве условий ограничений должны быть наложены следующие.

По диапазону выработки теплоэлектростанции:

$$P_{\min i} \leq P_i \leq P_{\max i} ; \quad (15)$$

где $P_{\min i}$ – минимальная мощность i -й ТЭЦ; $P_{\max i}$ – максимальная мощность i -й ТЭЦ.

По перетокам по ВЛ:

$$P_{\min j}^L \leq P_j^L \leq P_{\max j}^L ; j = 1 \dots M ; \quad (16)$$

где $P_{\min j}^L, P_{\max j}^L$ – предельные значения перетоков мощности по j -й ВЛ.

По балансу мощности энергосистемы:

$$P_k^{gen} - P_k^{load} = V_k \sum_{k'=1}^K V_{k'} [G_{kk'} \cos(\delta_{kk'}) + B_{kk'} \sin(\delta_{kk'})] ; \quad (17)$$

где $k, k' = (1 \dots K)$ – номер узлов; P_k^{gen} – активная мощность на k -м узле; P_k^{load} – активная нагрузка на k -м узле; $V_k, V_{k'}$ – напряжения узлов k и k' ; $\delta_{kk'}$ – разность фаз напряжений узлов k и k' ; $G_{kk'}, B_{kk'}$ – проводимость и сопротивление ветви между узлами k и k' .

Стоит отметить, что в задаче минимизации финансовых затрат энергосистемы необходима линеаризация уравнения баланса мощности. После линеаризации уравнение баланса мощности можно записать в следующем виде:

$$\sum_{t=1}^{24} P_{CHP_t} + \sum_{t=1}^{24} P_{PV_t} + \sum_{t=1}^{24} P_{WP_t} \pm \sum_{t=1}^{24} P_{FLOW_t} = \sum_{t=1}^{24} P_{LOAD_t} ; \quad (18)$$

где P_{FLOW_t} – величина перетока между центральной энергосистемой и ЕЭС России в t -й час; P_{LOAD_t} – потребление электроэнергии центральной энергосистемы в t -й час.

Метод линейного программирования. Суть этого метода состоит в поиске оптимального решения путем перебора от одной вершины многогранника ограничений к другой, пока не будет получено оптимальное решение. Математическая формулировка целевой функции имеет следующий вид:

$$F(X) = b + \sum_{i=1}^N a_i X_i \rightarrow \text{extr} ; \quad (19)$$

при ограничениях

$$\begin{cases} X \leq B_1 \\ X = B_2 \\ B_3 \leq X \leq B_4 \end{cases}; \quad (20)$$

где $F(X)$ – целевая функция; a_i – коэффициенты; b – свободный член; X – зависимая переменная; B_1, B_2, B_3, B_4 – значения ограничений.

Метод Ньютона второго порядка может быть применен для решения систем нелинейных уравнений с несколькими переменными.

Алгоритм этого метода реализуется следующими шагами:

- 1) задание начального приближения x_0 для корня уравнения;
- 2) вычисление значения функции $f(x)$ и ее производной $f'(x)$ в точке x_0 ;
- 3) вычисление значения второй производной $f''(x)$ в точке x_0 ;
- 4) вычисление следующего приближения x_1 для корня уравнения по формуле:

$$x_1 = x_0 - \left(\frac{f'(x_0)}{f''(x_0)} \right). \quad (21)$$

- 5) повторение шагов 2–4 до достижения необходимой точности или выполнения заданного количества итераций.

Результаты. В первом случае активная мощность распределена между тепловыми электростанциями по алгоритму, используемому на практике, как показано на рисунке 11. Речь идет о базовой версии без оптимизации.

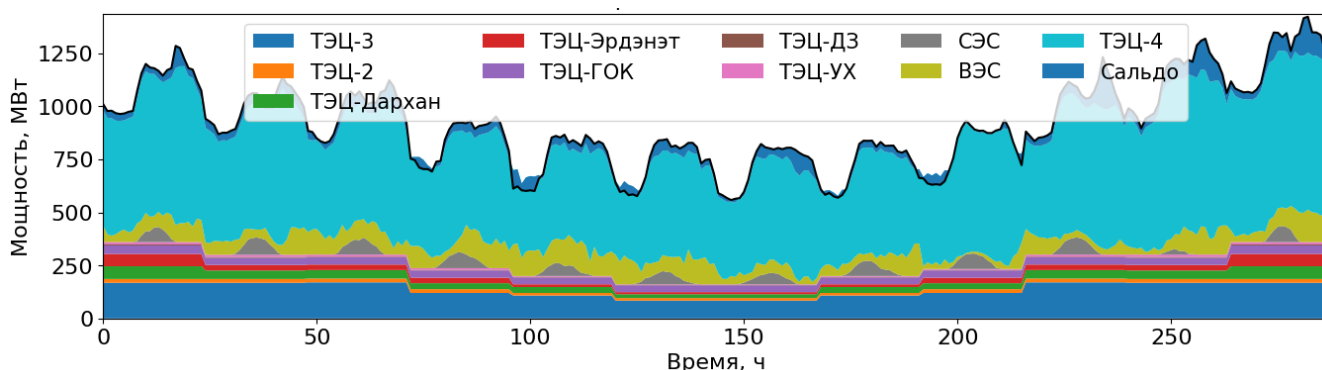


Рисунок 11 – Временной ряд генерации источников ЦЭС по базовому сценарию

На рисунке 12 представлен график потерь мощности рассматриваемого временного ряда.

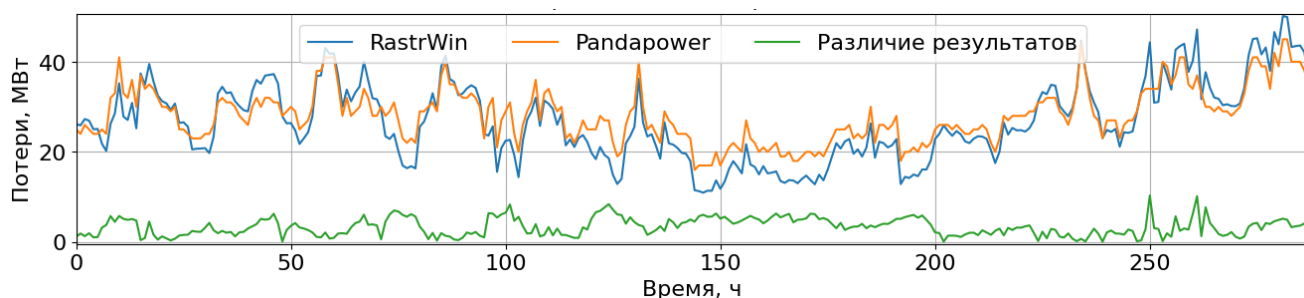


Рисунок 12 – График потерь мощности центральной энергосистемы

Видно, что результаты расчетов, выполненных двумя способами совпадают. Из этого следует, что результаты ПК *Rastrwin* подтверждают возможность использования программного пакета *Python* в поставленных задачах.

Во втором случае использован критерий минимизации потерь в сети. В третьем случае осуществлено перераспределение по критерию минимизации затрат ЭЭС. В таблице 10 и на рисунке 13 приведены сравнительные результаты расчетов установившихся режимов, выполненных для приведенных выше сценариев.

Таблица 10 – Итоговые результаты оптимизации

Номер	Без оптимизации		По критерию минимальных потерь		По критерию минимальных затрат	
	Потерь, %	Цена, в о.е.	Потерь, %	Цена, в о.е.	Потерь, %	Цена, в о.е.
1	2.77	0.47	2.69	0,54	2.76	0.48
2	2.92	0.44	2.75	0,53	2.92	0.43
3	3.33	0.46	3.18	0,56	3.32	0.45
4	3.59	0.47	3.43	0,60	3.59	0.47
5	3.61	0.57	3.50	0,68	3.60	0.56
6	3.41	0.54	3.33	0,64	3.39	0.53
7	2.63	0.56	2.56	0,61	2.62	0.54
8	3.11	0.49	3.02	0,59	3.11	0.48
9	2.83	0.50	2.69	0,61	2.83	0.50
10	3.03	0.53	2.93	0,60	3.02	0.51
11	3.06	0.53	2.90	0,57	3.02	0.49
12	3.12	0.56	3.06	0,58	3.09	0.54
Результат	3.12	0.51	3.05	0.59	3.10	0.49

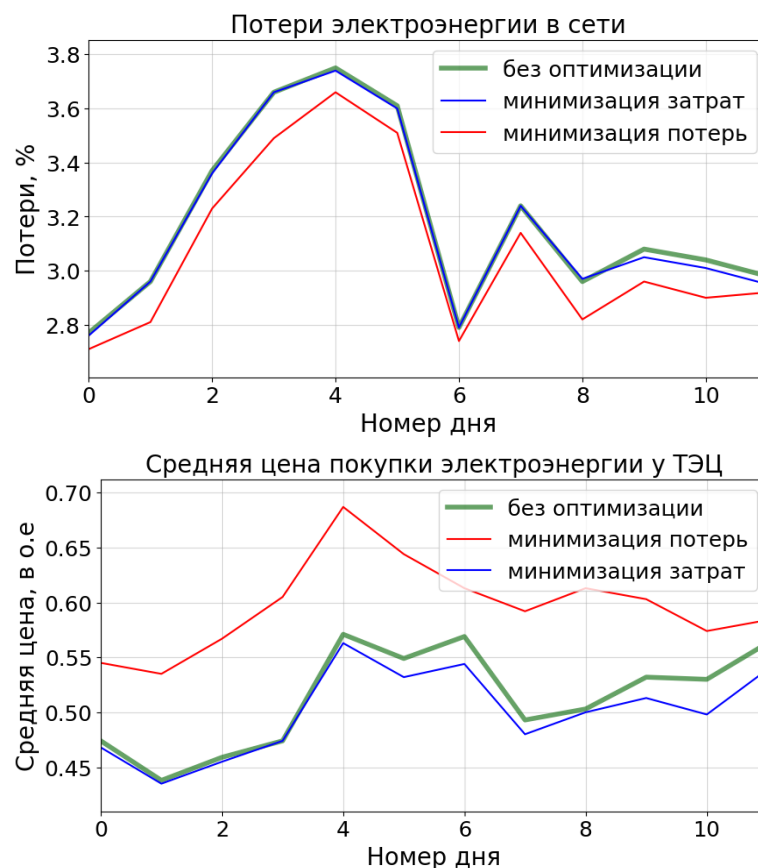


Рисунок 13 – График среднесуточных потерь мощности и цены покупки у ТЭЦ

Если оптимизация не осуществляется, потери электроэнергии составляют 3,12 % от общего электропотребления, а средняя цена продажи электроэнергии на ТЭЦ составила 0,51 о.е. или 63,6 туг./кВтч. После оптимизации по критерию минимизации потерь мощности в сети этот показатель составил 3,05 % от общего электропотребления. Таким образом, снижение потерь составило 0,07 п.п, или 2,24 %. После выполнения оптимизации по критерию минимизации затрат, средняя цена продажи электроэнергии составила 0,49 о.е. или 60,8 туг./кВтч, т. е. уменьшилась на 3,92 %. Средние потери электроэнергии в сети также снизились на 0,02 п.п, или 0,6 %. Таким образом, предложенные алгоритмы могут быть применены для

оптимизации распределения мощности между ТЭЦ по соответствующим критериям и дают реальный экономический эффект.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

1. Разработаны методики прогнозирования суточного графика электропотребления применительно к ЦЭС Монголии. Экспериментально показано, что высокой точностью обладает алгоритм экстремального градиентного бустинга (*XGBoost*), обеспечивший снижение погрешности до 1,25 %.
2. На основе прогноза суточного графика нагрузки энергосистемы с помощью ранговых моделей может быть выполнено прогнозирование нагрузки в узлах с погрешностью не более 2,0 %.
3. Впервые применены ансамблевые алгоритмы машинного обучения в задаче прогнозирования генерации ВИЭ. Величина средней погрешности прогноза суточного графика генерации для ветровых электростанций составляет от 12,3 до 13,3 %, а для солнечных – от 6,5 до 8,43 % при использовании ансамблевых моделей.
4. Разработанные алгоритмы оптимизации нормальных режимов работы ЭЭС дали новые научные результаты, позволяющие повысить энергетическую эффективность ЦЭС Монголии.
5. По итогам в диссертационной работе предложена концепция системы предиктивной аналитики режимов работы ЭЭС с ВИЭ.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК РФ:

1. Прогнозирование суточного графика электропотребления рабочих дней с учетом метеофакторов для центральной энергосистемы Монголии / А. Г. Русина, **Т. Осгонбаатар**, П. В. Матренин, Н. С. Попов // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2022. – Т. 24. – №. 2. – С. 98-107. Doi: 10.30724/1998-9903-2022-24-2-97-106
2. Ранговый анализ и ансамблевая модель машинного обучения для прогнозирования нагрузок в узлах центральной энергосистемы Монголии = Rank analysis and ensemble machine learning model for forecasting the daily energy load in the central power system of Mongolia / А. Г. Русина, **Т. Осгонбаатар**, П. В. Матренин. – Текст : непосредственный // Электроэнергия. Передача и распределение. – 2023. – № 3 (78). – С. 36–44.
3. Оптимизация нормального режима работы электрической системы с возобновляемыми источниками энергии на примере Монголии / А. Г. Русина, **Т. Осгонбаатар**, П. В. Матренин, Г. С. Бондарчук // iPolytech Journal. – 2023. – Т. 27. – №. 4. – С. 760-772. Doi: 10.21285/1814-3520-2023-4-760-772
4. Ансамблевая модель для прогнозирования выработки ветровых электростанций / А. Г. Русина, **Т. Осгонбаатар**, П. В. Матренин, Н. Н. Сергеев // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2024. – Т. 26. – №. 1. – С. 64-76. Doi: 10.30724/1998-9903-2024-26-1-64-76

Публикации в изданиях, индексируемых в Scopus / Web of Science:

5. Rusina A. G., **Osgonbaatar T.**, Matrenin P. V. Short-term Load Forecasting Using Statistical Methods for the Central Power System of Mongolia // 2022 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON). – IEEE, 2022. – С. 2030-2035. Doi: 10.1109/SIBIRCON56155.2022.10017047

6. Matrenin P. V., **Osgonbaatar T.**, Sergeev N. N. Overview of Renewable Energy Sources in Mongolia // 2022 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON). – IEEE, 2022. – С. 700-703. Doi: 10.1109/SIBIRCON56155.2022.10016986

7. Ensemble Machine Learning Model for Day Ahead Solar Power Forecasting for Mongolia Power System / A. G. Rusina, **T. Osgonbaatar**, A. I. Stepanova, P. V. Matrenin // 2023 Belarusian-Ural-Siberian Smart Energy Conference (BUSSEC). – IEEE, 2023. – С. 84-87. Doi: 10.1109/BUSSEC59406.2023.10296344

8. A Rank Analysis and Ensemble Machine Learning Model for Load Forecasting in the Nodes of the Central Mongolian Power System / **T. Osgonbaatar**, P. Matrenin, I. Zicmane, A. Rusina [et al.] // Inventions. – 2023. – Т. 8. – №. 5. – С. 114. Doi: 10.3390/inventions8050114

9. Assessment of the Pumped Storage Hydropower Impact on the Energy Balance of Mongolian Central Power System / B. Burentsagaan, **T. Osgonbaatar**, A. Rusina, Sh. Sidicov, A. Arestova // 2024 IEEE 25th International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM). – IEEE, 2024. – С. 1390-1395. Doi: 10.1109/EDM61683.2024.10615165

Публикации в прочих журналах:

10. Machine Learning Application for Renewable Energy Forecasting / **T. Osgonbaatar**, A. Rusina, P. Matrenin, Z. Bayasgalan // Journal of Energy. – 2023. – Т. 1. – №. 1. Doi: 10.59264/jet.v1i1.29

Публикации в сборниках материалов и трудов научных конференций:

11. Ранговые модели прогнозирования нагрузки в узлах электроэнергетической системы / **Т. Осгонбаатар** ; науч. рук. А. Г. Русина. - Текст : непосредственный // Наука. Технологии. Инновации : сб. науч. тр. 16 Всерос. науч. конф. молодых ученых, Новосибирск, 5–8 дек. 2022 г. : в 11 ч. – Новосибирск : Изд-во НГТУ, 2022. – Ч. 4. – С. 163–166.

Зарегистрированные программы для ЭВМ:

1. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2023684879 «Программа краткосрочного прогнозирования графиков нагрузки в узлах электроэнергетической системы на основе ансамблевых моделей машинного обучения и рангового анализа» Матренин П.В., Осгонбаатар Тувшин, Русина А.Г. 21.11.2023.

2. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2023684886 «Программа прогнозирования генерации на базе возобновляемых источников энергии для энергетической системы Монголии» Матренин П.В., Осгонбаатар Тувшин, Русина А.Г. 21.11.2023.

3. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2023684885 «Программа оптимизации нормальных режимов работы электроэнергетических систем за счет планирования графиков генерации тепловых электрических станций» Осгонбаатар Тувшин, Русина А.Г. 21.11.2023.

Отпечатано в типографии

Новосибирского государственного технического университета
630073, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20. Тел. 8(383) 346-08-57.
Формат 60x84 1/16. Объем 1,4 п.л. Тираж 100 экз.
Заказ № 4385. Подписано в печать 29.04.2025 г.