

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования «Уральский федеральный университет имени первого  
Президента России Б.Н. Ельцина»

*На правах рукописи*



**Сафаралиев Муродбек Холназарович**

**Разработка моделей прогнозирования электропотребления и  
генерации ГЭС на среднесрочную перспективу в изолированных  
энергосистемах**

2.4.3. Электроэнергетика

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Екатеринбург – 2022

Работа выполнена на кафедре «Автоматизированные электрические системы» Уральского энергетического института ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина»

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор,  
**Кокин Сергей Евгеньевич**

Официальные оппоненты:

**Суслов Константин Витальевич,**  
доктор технических наук, доцент, ФГБОУ ВО  
«Иркутский национальный исследовательский  
технический университет», г. Иркутск,  
заведующий кафедрой «Электроснабжение и  
электротехника»;

**Щеклеин Сергей Евгеньевич,**  
доктор технических наук, профессор, ФГАОУ  
ВО «Уральский федеральный университет  
имени первого президента России Б. Н.  
Ельцина», заведующий кафедрой «Атомные  
станции и возобновляемые источники энергии»;

**Совбан Екатерина Андреевна,**  
кандидат технических наук, Акционерное  
общество «Системный оператор Единой  
энергетической системы», г. Москва, главный  
специалист Службы оперативного  
планирования режимов

Защита состоится 29 ноября в 13:30 ч на заседании диссертационного совета УрФУ 2.4.10.26 по адресу: 620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, д. 19, ауд. И-420 (зал Ученого совета).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина»: <https://dissovet2.urfu.ru/mod/data/view.php?d=12&rid=3850>

Автореферат разослан «\_\_» \_\_\_\_\_ 2022 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета



Самойленко Владислав Олегович

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы.** С принятием Парижского соглашения 2015 года страны мира поставили цель резко сократить выбросы парниковых газов. Для решения этой амбициозной задачи предложен ряд мер, ведущую роль среди которых должно сыграть внедрение, распространение и переход к выработке электроэнергии с помощью возобновляемых источников энергии (ВИЭ). Так, страны Тихоокеанского, Атлантического и Индийского регионов, для которых повышение уровня мирового океана приведет к затоплению территорий, стремятся к 2050 году полностью заместить традиционные источники энергии ВИЭ. Не являются исключением и континентальные страны, природные условия которых благоприятствуют отказу от тепловой генерации. Так Республика Таджикистан, обладая значительными гидроэнергетическими ресурсами, стремится к 2030 году вырабатывать 100% электроэнергии с помощью ВИЭ.

Следует понимать, что развитие зеленой энергетики не ограничивается задачами уменьшения углеродного следа. Тенденцией последних десяти лет стало применение ВИЭ как установок распределенной генерации в районах децентрализованного электроснабжения и автономных изолированных энергосистемах. Потребители электроэнергии, проживающие на островах, высокогорьях, а также работающие в труднодоступных районах предприятия добывающей промышленности не могут быть обеспечены электроэнергией от объединенной энергосистемы. Строительство электрических связей с этими областями оказывается экономически нецелесообразным либо из-за сравнительно небольшого внутреннего спроса на электроэнергию, либо, как в последнем случае, временности потребления: когда добываемый ресурс иссякнет, месторождение будет покинуто и построенные линии станут бесполезны. Электроснабжение таких удаленных потребителей обеспечивается собственными системами генерации и распределения электроэнергии, которые вместе образуют изолированную энергосистему (ИЭС). Электроэнергия в ИЭС традиционно вырабатывается с помощью дизельных генераторов, поскольку они обеспечивают маневренную генерацию и при этом мобильны в установке. Но есть трудности, связанные с дизельным топливом. Кроме ущерба местной экологии, проявляется транспортная проблема: из-за удаленности районов доставка топлива кратно увеличивает его стоимость. С учетом тренда на рост цен на энергоресурсы это обстоятельство повышает привлекательность инвестиций в ВИЭ, которым доставка топлива не требуется. При этом в отличие от ветровых электростанций (ВЭС) и солнечных электростанций (СЭС), чья выработка стохастична по природе и при этом, связана с локальными экологическими проблемами. Следует отметить, что гидроэлектростанция (ГЭС) является полностью управляемым и предсказуемым источником при условии качественного прогнозирования местного потребления и имеющихся водных ресурсов.

Несмотря на малый масштаб, такие сети имеют те же особенности, что и объединенные энергосистемы, но в ярко выраженной форме. Так, одной из характерных черт любой энергосистемы является одновременность электропотребления и генерации, а также невозможность накопления этой энергии в значительных объемах. Вследствие этого возникает задача поддержания постоянного баланса мощности между потреблением и генерацией с целью минимизации дефицита мощности и поддержания частоты тока в сети. В ИЭС эта проблема обостряется трудно прогнозируемым резкоизменяющимся потреблением наравне с ограниченной мобильностью имеющихся резервов генерации. Следствием этого становятся колебания частоты в широком диапазоне, а также недоотпуск электроэнергии при ошибках планирования расхода имеющихся ресурсов и неточных в краткосрочном и в среднесрочном прогнозировании потребления.

В данном исследовании акцент сделан на ИЭС с преобладанием ГЭС. Несмотря на то, что в отличие от прочих устройств ВИЭ гидрогенераторы абсолютно управляемы в краткосрочном интервале, их располагаемая мощность зависит от имеющегося водного ресурса. Это накладывает интегральное ограничение на выработку электроэнергии при планировании режимов на среднесрочном и долгосрочном интервале: при интенсивном расходе воды в одной части периода планирования, её запас может оказаться недостаточным к его завершению, что приведет к дефициту мощности, вводу резервов дизельной генерации, а также к необходимости поддерживать в работоспособном состоянии такие резервы. В условиях изменяющихся и неопределенных климатических условий, а также невозможности установки систем накопления электроэнергии достаточной мощности и емкости, возникает задача планирования режимов генерации ИЭС с учетом оптимального распределения ресурсов.

Примером такой системы, на базе которой апробируется предлагаемая методика, является ИЭС Горно-Бадахшанской автономной области (ГБАО) Республики Таджикистан. ИЭС ГБАО характеризуется преобладающей долей гидрогенерации малой мощности деривационного типа. Также в системе действует ГЭС с водохранилищем для суточного регулирования. Данная ИЭС испытывает серьезные трудности, связанные с устойчивым дефицитом генерации электроэнергии в зимний период – с ноября по март, а также избытком мощностью в летний период – с мая по сентябрь. В летний период ИЭС на 100% обеспечивается энергией от ГЭС, тогда как в зимний период, с увлечением спроса на электроэнергию и понижением уровня воды в реках, требуется задействование резервов дизельных электростанций (ДЭС). Причинами проблем в обеспечении балансовой надежности являются невозможность сезонного регулирования, климатические условия региона и плохая прогнозируемость преобладающей бытовой нагрузки. Применение ДЭС для покрытия небаланса приводит к увеличению себестоимости генерации, ухудшению экологической ситуации данного региона, а также необходимости поддержания этих источников в работоспособном состоянии

при том, что большую часть года их работа не требуется. По этой причине ввод новых генерирующих мощностей, требующий значительных капиталовложений, также нежелателен, поскольку коэффициент использования установленной мощности этих электростанций в летний период будет невелик.

Проблема может быть решена, если от принятой на данный момент системы краткосрочного регулирования в течение суток, не позволяющей обеспечить устойчивое электроснабжение в зимний период, перейти к среднесрочному регулированию в течение недели, учитывая возможности всех генерирующих установок ИЭС. Увеличение горизонта регулирования необходимо для поддержания достаточного запаса гидроресурсов с целью покрытия пикового электропотребления, а также оптимизации резервов мощности и электроэнергии в ИЭС.

В настоящей диссертационной работе разработана модель среднесрочного прогнозирования электропотребления, а также планирования графика генерации электроэнергии с учетом переменного притока воды и температуры окружающей среды. Данная модель является основой для оптимального выбора состава генерирующего оборудования по комплексному критерию: минимум издержек на генерацию электроэнергии при максимуме балансовой надежности ИЭС.

**Степень научной разработанности темы исследования.** Наибольшее влияние на данную научную область оказали труды следующих учёных: Д.А. Арзамасцева, П.И. Бартоломея, В.З. Манусова, Н.И. Воропая, В.П. Обоскалова, К.В. Суслова, А.А. Мызина, И.И. Надтоки, Т.А. Филипповой, Л.А. Мелентьева, Ю.А. Секретарева, В.М. Горнштейна, М.Г. Тягунова, П.С. Борща, Б.И. Аюева, А.Г. Русиной, М.Ш. Мисриханова и др. Основная часть работ в этом направлении акцентирована на разработке методов прогнозирования электропотребления и генерации крупных энергообъединений. Однако в работах этих авторов в намного меньшей степени уделяется внимание разработке моделей среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации в изолированных энергосистемах с учётом происходящих климатических изменений и использования метеорологических факторов.

**Целью исследования** является разработка модели среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации с учётом метеорологических факторов в среднесрочной перспективе с целью обеспечения баланса генерации и потребления электроэнергии в изолированных энергосистемах, а также модели комплексного планирования графика генерации для уменьшения использования ДЭС за счёт повышения точности прогнозирования и оптимизации регулирования выработки ГЭС.

**Для реализации поставленной цели были сформулированы следующие задачи:**

1. Анализ литературы по существующим методам прогнозирования электропотребления и генерации, их достоинств и недостатков. Определение наиболее подходящего метода.

2. Разработка модели среднесрочного прогнозирования электропотребления.

3. Разработка модели среднесрочного прогнозирования притока воды для планирования генерации.

4. Разработка модели среднесрочного прогнозирования генерации гидроэлектростанциями.

5. Разработка модели комплексного планирования графика генерации на среднесрочную перспективу для изолированных энергосистем.

**Объектом исследования является** изолированная электроэнергетическая система Горно-Бадахшанской автономной области в Республике Таджикистан.

**Научная новизна работы заключается в следующем:**

1. Впервые для изолированной энергосистемы с высокой долей ГЭС обоснована возможность применения методов машинного обучения для среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации.

2. Разработана новая эффективная модель среднесрочного прогнозирования электропотребления, обеспечивающая повышение точности за счет использования метеорологических данных и кластеризации метеорологических условий.

3. Разработан комплекс авторских моделей среднесрочного прогнозирования притока воды в водохранилища ГЭС на основе ансамблевых методов машинного обучения для определения объемов воды, достаточных для регулирования генерации в изолированной системе, которые учитывают метеорологические факторы и климатические изменения и отличаются полной автономностью и автоматизацией обучения.

4. Разработана новая модель комплексного планирования графика генерации на среднесрочную перспективу для изолированных энергосистем с высокой долей малых ГЭС деривационного типа на основе адаптивного бустинга линейных регрессий с регуляризацией Тихонова, обеспечивающая близкий к оптимальному выбору состава генерирующего оборудования для обеспечения балансовой надежности.

**Теоретическая значимость работы** заключается в описании эффективного способа применения методов машинного обучения в задачах прогнозирования электропотребления и генерации в изолированных энергосистемах с учётом метеорологических факторов.

**Практическая значимость работы.** На примере реальной изолированной энергосистемы показана принципиальная возможность применения всех разработанных моделей для составления графиков генерации и электропотребления. Результаты практической апробации показали, что возможно использовать предложенные методы для изолированных энергосистем с большой долей гидроэлектростанций.

Результаты, полученные в работе, приняты для использования в энергетических компаниях ОАО «Pamir Energy», который управляет изолированной электроэнергетической системой ГБАО.

**Методология и методы исследования.** Для решения поставленных задач использовались как общенаучные (анализ, синтез, абстрагирование), так и специальные методы математического и компьютерного моделирования электроэнергетических систем, включая проведение вычислительных экспериментов. Для решения задач прогнозирования были применены методы машинного обучения и алгоритмы обработки данных. К последним относятся системный анализ, математическое и компьютерное моделирование, вычислительный эксперимент, мета-оптимизация. Алгоритмы обработки данных реализованы на языке Python с использованием библиотек: Scikit-Learn и Tensorflow. Визуализация данных выполнено с помощью библиотек: Matplotlib (Python) и Seaborn (Python). Для решения оптимизационных задач применены роевые и эволюционные методы.

**Достоверность полученных результатов** подтверждается результатами проведенных исследований, представленных на международных конференциях, а также, корректным использованием математического аппарата, сопоставлением полученных результатов и актами внедрения.

**Положения, выносимые на защиту:**

1. Необходимость применения методов машинного обучения для среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации.

2. Разработанная модель среднесрочного прогнозирования электропотребления для планирования режима загрузки генераторов позволяет обеспечить поддержание баланса генерации и потребления электроэнергии в изолированных энергосистемах.

3. Разработанная модель среднесрочного прогнозирования электропотребления для планирования режима загрузки генераторов позволяет оптимизировать режим работы генераторов с учетом располагаемых гидроресурсов.

4. Разработанная модель среднесрочного прогнозирования притока воды в водохранилище и генерации ГЭС обеспечивает оптимальный выбор состава генерирующего оборудования, определение перспективного запаса воды и оптимальное планирование графика сработки водохранилища.

5. Разработанная модель комплексного планирования графика генерации на среднесрочную перспективу для изолированных энергосистем способна повысить эффективность использования ископаемого топлива на ДЭС, а также снизить выбросы в атмосферу и холостые сбросы на ГЭС.

**Апробация результатов.** Основные положения данной работы были доложены на научных семинарах кафедры «Автоматизированные электрические системы» УралЭНИН УрФУ, Екатеринбург, в период с 2017 года по 2021 год, а также на нескольких международных конференциях:

– 8th International Conference on Power and Energy Systems Engineering (CPESE 2021), Fukuoka, Japan, 2021;

– 4th International Conference on Electrical Engineering and Green Energy (CEEGE), Munich, Germany, 2021;

– International Conference on Energy Storage Technology and Power Systems (ESPS 2022) Guilin, China, 2022.

**Личный вклад автора** заключается в разработке модели среднесрочного прогнозирования электропотребления, расхода притока воды и генерации гидроэлектростанциями в изолированных энергосистемах, а также модели комплексного планирования графика генерации.

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 11 научных работ в рецензируемых научных журналах и изданиях, определенных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ, в том числе 5 работ в журналах, индексируемых в международных реферативных базах Scopus и Web of Science.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, 4-х глав, заключения и библиографического списка из 140 наименований. Общий объем работы составляет 119 страниц, включая 40 рисунков и 15 таблиц.

### ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** приводится обоснование актуальности исследования, поставлена цель, сформулированы задачи, определены теоретическая и практическая значимость работы.

**В первой главе** рассмотрена оценка состояния энергетических ресурсов ГБАО. В настоящее время в управлении компании «Pamir Energy» находятся станции, установленная мощность которых достигает 44 МВт, а именно: 11 ГЭС и одна СЭС, а также несколько ДЭС малой мощности. Следует отметить, что в ГБАО также функционируют более десятка малых ГЭС, которые не подключены в общую сеть, работают в разбросанных по области и удаленных горных поселках и не находятся на балансе «Pamir Energy».

ГБАО благодаря своему географическому расположению, является обладателем большого гидроэнергетического потенциала. Гидроэнергетика, как было отмечено выше, круглогодично является основным источником электроэнергии для ИЭС ГБАО. Выработка электроэнергии малыми ГЭС ГБАО при полном использовании имеющегося потенциала многократно превышает внутренние потребности региона даже с учетом отдаленной перспективы.

ГБАО имеет благоприятные условия для использования солнечной энергии и считается одним из наиболее перспективных регионов центральной Азии с точки зрения инвестиций в строительство солнечной генерации. Суммарная солнечная радиация при ясном небе достигает 700–800 Вт/м<sup>2</sup> или 7,500–8,000 МДж/м<sup>2</sup>. Эти параметры намного выше в горных районах, особенно в описанной выше Восточной части ГБАО, где население имеет ограниченную возможность использования гидроэнергетических ресурсов, а доставка топлива затруднена и экономически неэффективна.

В ГБАО система метеорологических наблюдений не организована должным образом, статистические данные ограничены по времени и не покрывают всю территорию. По этой причине в регионе реальный потенциал энергии ветра только предстоит оценить и в данный момент исследователями

выполняются научные и экспериментальные работы в этом направлении. В данный момент ветрогенерация не может конкурировать с действующими гидроэнергетическим и солнечным генерациями.

На ряду с гидроэнергетическими ресурсами, ВИЭ распределены равномерно по территории региона (Рисунок 1).

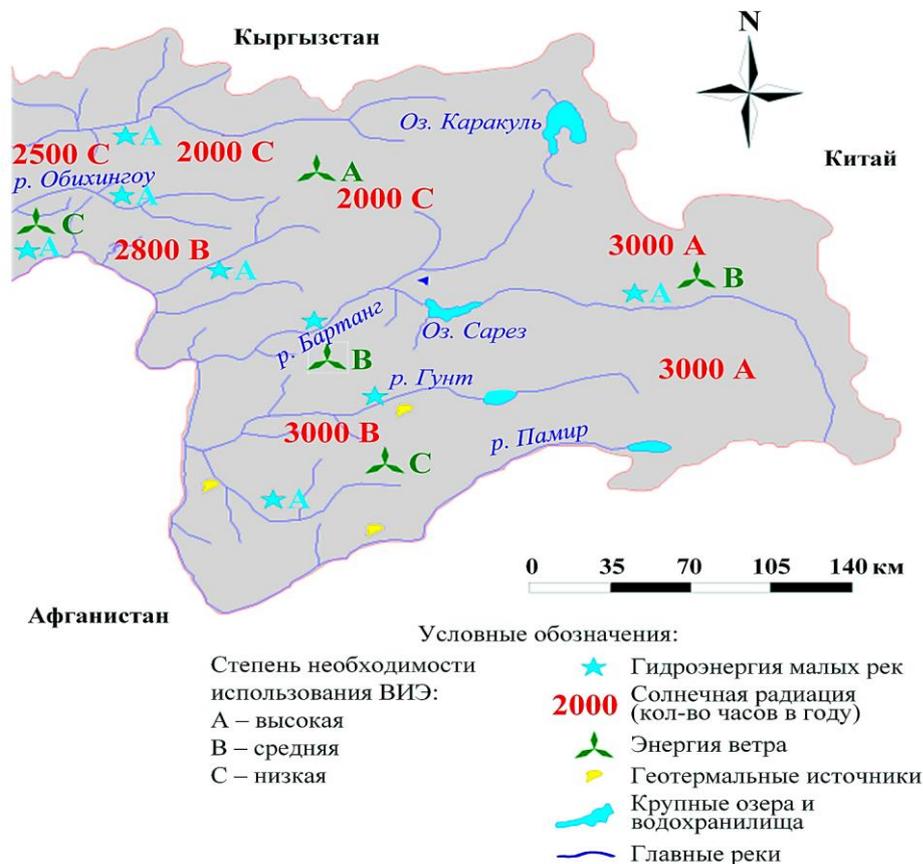


Рисунок 1 – Потенциал альтернативных источников энергии ГБАО

В целом, в Республике Таджикистан отсутствуют месторождения газа и нефти, а в ГБАО отсутствуют и месторождения угля. Все, что связано с углеродным топливом в регионе, импортируется и получается очень дорогим из-за труднодоступности региона. Как отмечалось выше, в условиях роста цен на энергоресурсы и после перехода к рыночным отношениям использование ДЭС в ГБАО в отсутствие государственных дотаций стало неэкономичным, что сравнительно быстро привело к их остановке и выводу из эксплуатации. Тем не менее, суровые погодные условия, характерные для зимнего периода, которые при прекращении электроснабжения поставят население региона на грань выживания, вынуждают энергетические компании страны искать технически обоснованные альтернативные пути преодоления зависимости от дорогих импортных нефтепродуктов. Для Республики Таджикистан и в особенности для ГБАО, сосредоточившей огромные гидроэнергетические ресурсы страны, ответом стали инвестиции в развитие гидроэнергетики – строительство малых, средних и больших ГЭС. На рисунке 2 показан годовой профиль генерации и потребления электроэнергии в рассматриваемом регионе.

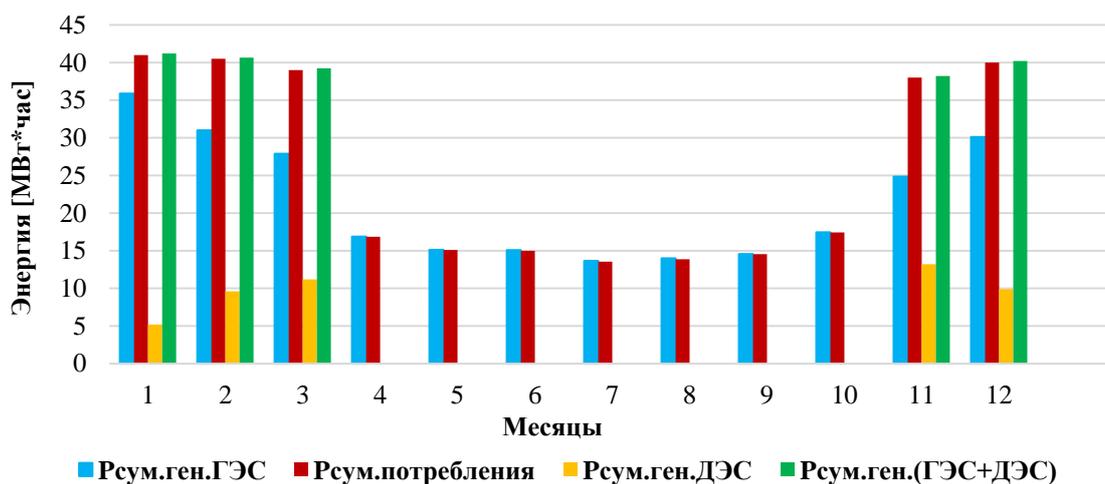


Рисунок 2 – График генерации и потребления за 2020 г.

Как можно видеть, в зимний период уровень нагрузки в области резко возрастает. В эти месяцы удовлетворить спрос на электроэнергию только за счет ГЭС не удастся из-за снижения их рабочей мощности при низких температурах. В таких случаях для покрытия нагрузки используются ДЭС.

В главе показана необходимость среднесрочного прогнозирования электропотребления, а также планирования графика генерации электроэнергии с учетом переменного притока воды и температуры окружающей среды.

**Во второй главе** произведен анализ современных методов и моделей среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации. Подробно рассмотрены методы среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации. С точки зрения горизонтов прогнозирования, прогнозы подразделяются на четыре различные категории: 1) оперативное прогнозирование: прогноз делается на несколько минут вперед; 2) краткосрочное прогнозирование: от нескольких часов до нескольких дней вперед; 3) среднесрочное прогнозирование: от нескольких дней до нескольких месяцев вперед; 4) долгосрочное прогнозирование: от нескольких месяцев до нескольких лет.

Как правило, методы прогнозирования электропотребления и генерации можно разделить на две широкие категории: статистические методы и методы на основе машинного обучения, хотя граница между ними становится все более и более размытой. Далее *методы первой группы (Статистические)* обозначаются А1 (Простые статистические модели), А2 (Авторегрессионные модели и методы), А3 (Модели экспоненциального сглаживания), А4 (Метод максимального правдоподобия) и *методы второй группы (основанные на машинном обучении)*: В1 (Метод опорных векторов (SVM)), В2 (Ансамблевые методы (Random Forest, AdaBoost), В3 (Алгоритм k-ближайших соседей (kNN)), В4 (Искусственные нейронные сети (ANN)).

Таблица 1 – Достоинства и недостатки методов среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации

Обозначение	Подход	Достоинства и недостатки
A1	На основе применения статистических методов	(+) Простота, гибкость и согласованность анализа проектирования, (-) Трудность определения нелинейных функциональных зависимостей
A2		(+) Простота и прозрачность моделирования, (-) Большое количество параметров модели, низкий уровень адаптивности, а также линейность
A3		(+) Проста вычисления и гибкость описания разных изменений, (-) Параметры сглаживания и начальные условия, не подходят для долгосрочного прогнозирования
A4		(+) Уникальность и простота способа определения решения в случае нормального распределения, (-) Трудность в вычислении оценок, связанных с решением уравнений правдоподобия
A1 -A4		<b>Вывод:</b> (+) Приемлемые результаты для коротких временных интервалов до 48 часов, (-) Прогнозирование становится очень неустойчивым для более длительных периодов времени (-) Для преобразования данных в стандартную форму требуется предварительная обработка данных временных рядов.
B1	На основе машинного обучения	(+) Позволяют учесть большое количество дополнительных факторов, влияющих на качество прогнозирования, (-) Медленное обучение и повышенные требования к программно-аппаратным ресурсам
B2		(+) Высокая скорость обучения и статистическая обоснованность процесса обучения, масштабируемость, (-) Неоднозначность алгоритма построения дерева, склонность деревьев к переобучению и невозможность интерпретации моделей
B3		(+) Простота реализации и прозрачность процедуры работы. (-) Необходимость выбора гипер-параметров, в первую очередь числа соседей $k$ , а также метрики расстояний
B4		(+) Позволяет строить сложные модели для выявления сложных зависимостей за счет масштабирования: увеличения числа слоев модели, применения различных элементов обработки данных (-) Локальная минимальная точка, проблемы с подгонкой
B1 – B4		<b>Вывод:</b> (+) Обладает нелинейностью, то есть позволяет устанавливать нелинейную зависимость между будущими и прошлыми значениями, адаптивность и масштабируемость, (-) Отсутствует прозрачность моделирования, сложность выбора архитектуры сети, предъявляет высокие требования к объему и качеству обучающей выборки

Согласно проведенному анализу существующих методов для задач среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации целесообразно использовать методы, основанные на машинном обучении.

**Третья глава** посвящена процессу разработки модели среднесрочного прогнозирования (на неделю вперед) электропотребления, притока воды и генерации ИЭС ГБАО в холодное время года (ноябрь-март), когда наблюдается дефицит электроэнергии, вырабатываемой ГЭС, на основе компактных моделей машинного обучения.

### **Среднесрочная модель прогнозирования энергопотребления**

Основная гипотеза данного исследования заключается в возможности повысить точность среднесрочного прогнозирования электропотребления за счет использования метеорологических данных и кластеризации метеорологических условий. Электропотребление (среднесуточная мощность нагрузки) является целевой переменной.

Необходимо построить модель среднесрочного (на неделю вперед) прогнозирования электропотребления энергосистемы:

$$P_i^* = f(W_{i-7}, W_{i-8}, \dots, W_{i-6-d}) \quad (1)$$

где,  $P_i^*$  – прогнозное электропотребление в  $i$ -е сутки;  $f$  – модель;  $d$  – число предыдущих дней, использованных для прогнозирования,  $W_j$  – вектор значений используемых признаков в  $j$ -е сутки, включающий в себя и  $P_j$ .

Точность прогноза оценивается на тестовой выборке с использованием метрик «mean absolute error» (MAE), «mean absolute percentage error» (MAPE) и «root mean squared error» (RMSE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_i - P_i^*| \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_i - P_i^*}{P_i} \right| \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - P_i^*)^2} \quad (4)$$

где  $P$  – истинное значение электропотребления;  $P^*$  – прогнозное значение электропотребления;  $n$  – размер тестовой выборки в сутках.

Суть предложенного подхода заключается в разбиении метеорологических условий на  $m$  кластеров с помощью машинного обучения без учителя (алгоритм  $k$ -средних). Для каждого кластера выполняется построение своей нейросетевой модели. При работе системы входные данные относятся к одному из кластеров и затем для получения прогноза применяется та модель, которая была построена для этого кластера.

Исходная выборка данных может быть записана как

$$\{(W_i, P_i)\}, i = 1 \dots n$$

На этапе предобработки она переводится в следующий вид, соответствующий выражению (1):

$$\{(W_{i-7}, W_{i-8}, \dots, W_{i-6-d}, P_i)\}$$

Число  $d$  определяет количество предыдущих суток, которое будет использоваться для построения прогноза.

Чтобы проверить корректность кластеризации и выбрать наиболее подходящее число кластеров, в работе использован метод выделения главных компонент (Principal Component Analysis (PCA)). Поскольку используется множество разнородных факторов, то в качестве базового метода построения регрессионной модели выбрана искусственная нейронная сеть (ANN). Обучение выполняется с помощью алгоритма Adam.

Проведено сравнение предложенного подхода с единой нейросетевой моделью (без учета кластеров), с авторегрессионной моделью (AR), не использующей метеорологические данные и с линейной регрессией (LR), использующей метеорологические данные. Результаты показаны в таблице 2. В ней представлены результаты на тестовой части выборки (10 % более новых данных, а 90 % более старых использованы для обучения).

Таблица 2 – Результаты прогнозных моделей с использованием метеорологических данных

Модель	Число кластеров	Номер кластера	MAE	MAPE	RMSE
			МВт	%	МВт
<b>ANN</b>	-	-	<b>1.023</b>	<b>7.48</b>	<b>1.27</b>
ANN	4	1	0.653	4.73	0.81
ANN	4	2	0.779	8.16	0.97
ANN	4	3	1.495	9.60	1.68
ANN	4	4	0.905	8.81	1.34
<b>ANN</b>	4	<b>средне взвешенное</b>	<b>0.939</b>	<b>7.70</b>	<b>1.19</b>
ANN		1	1.067	7.15	1.40
ANN	3	2	0.734	6.13	0.92
ANN	3	3	0.776	6.90	1.00
<b>ANN</b>	3	<b>средне взвешенное</b>	<b>0.846</b>	<b>6.67</b>	<b>1.09</b>
<b>LR</b>	-	-	<b>0.774</b>	<b>5.82</b>	<b>0.99</b>
LR	3	1	0.604	5.03	1.04
LR	3	2	0.751	4.86	0.73
LR	3	3	0.397	3.52	0.56
<b>LR</b>	3	<b>средне взвешенное</b>	<b>0.586</b>	<b>4.53</b>	<b>0.77</b>
<b>AR</b>	-	-	<b>0.803</b>	<b>6.11</b>	<b>0.96</b>

На рисунке 3 показано сопоставление истинного графика нагрузки и прогнозного для фрагмента тестовой выборки.

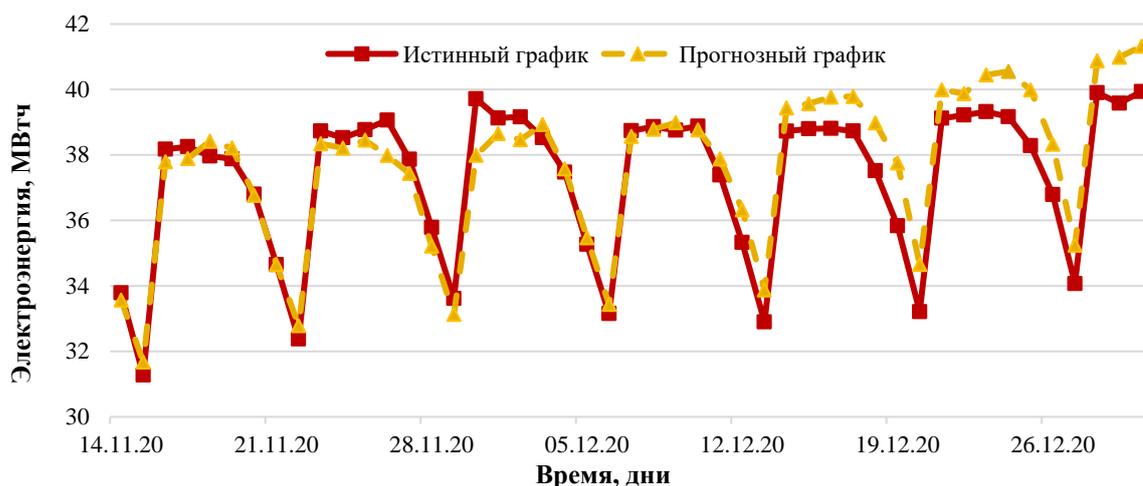


Рисунок 3 – Сравнение истинного и прогнозного графиков электропотребления

### *Среднесрочная модель прогнозирования притока воды для планирования генерации*

Рассмотрена задача прогнозирования притока воды за сутки с горизонтом планирования в одну неделю. Задача прогнозирования в данной работе сформулирована следующим образом. Построение модели, выполняющей преобразование входных данных  $X$  в прогноз суточного притока на неделю вперед  $Y^*$ :

$$Y^* = f(X) \quad (5)$$

Показателем точности прогноза в данном разделе работы выбран корень из среднего квадрата ошибки (RMSE), который фокусируется на больших ошибках:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^* - y_i)^2} \quad (6)$$

где  $n$  – число дней в выборке;  $y_i^*$  – прогнозное значение в  $i$ -е сутки;  $y_i$  – истинное значение в  $i$ -е сутки.

Для наглядности и обеспечения отсутствия привязки к конкретному значению притока данного объекта используется ошибка в процентах,  $nRMSE$ , то есть  $RMSE$ , деленный на среднее значение притока.

$$nRMSE = \frac{RMSE}{\bar{y}} 100\% \quad (7)$$

Для достижения цели были проведены следующие вычислительные эксперименты.

1. Построение и анализ многослойной рекуррентной нейронной сети долговременной памяти (Long short-term memory, LSTM).

1.1. Обучение, настройка гипер-параметров и валидация модели на данных 2010–2013 гг., тестирование на данных 2014 г.

1.2. Обучение и валидация модели на данных 2010–2014 гг., тестирование по-отдельности на данных 2015–2019 гг. Гипер-параметры

модели использованы такие же, которые найдены на шаге 1.1.

2. Построение и анализ моделей с компактным размером, что ограничивает их переобучение. Используются классические многослойный перцептрон, адаптивный бустинг (AdaBoost), случайный лес (Random Forest).

Шаги 2.1 и 2.2 такие же, как 1.1 и 1.2.

2.3. Самоадаптация. Имитация режима постоянного повторного обучение (retraining) моделей. Чтобы получить прогноз на дату  $D_1$ , модель обучается на всех данных с 2010 года до даты  $D_0 = D_1 - 1$  неделя. И так делается для каждого суток года. При эксплуатации это соответствует режиму, при котором модель обучалась бы каждый день.

Шаг 2.3 для рекуррентной многослойной модели не выполняется, поскольку ее обучение длится на два порядка дольше, так что обучать ее для каждого дня слишком долго. Результаты показаны на рисунке 4.

Рисунок 5 показывает результаты AdaBoost с онлайн обучением и без него.

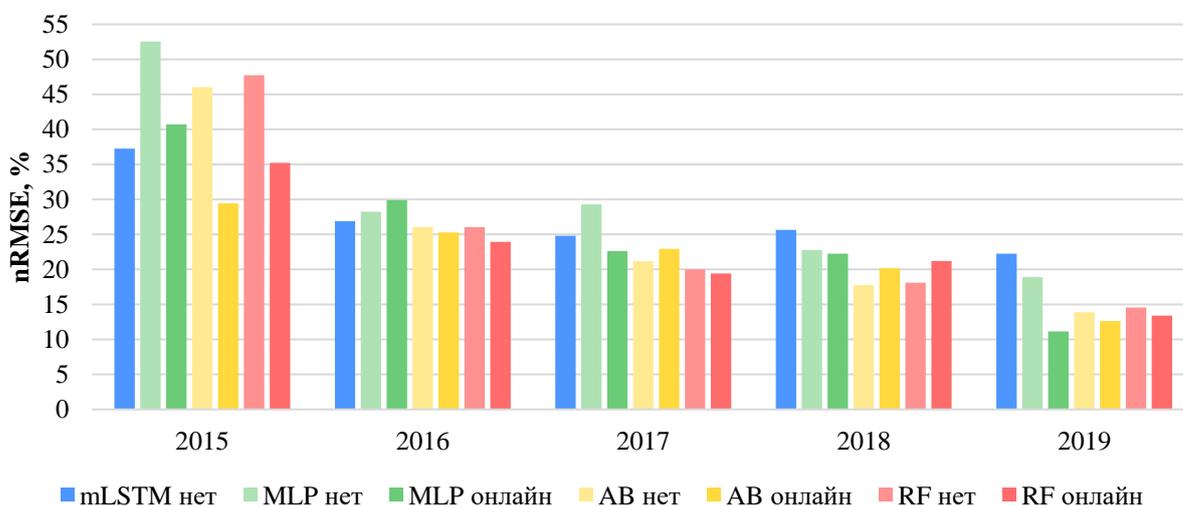


Рисунок 4 – Сопоставление результатов прогнозирования

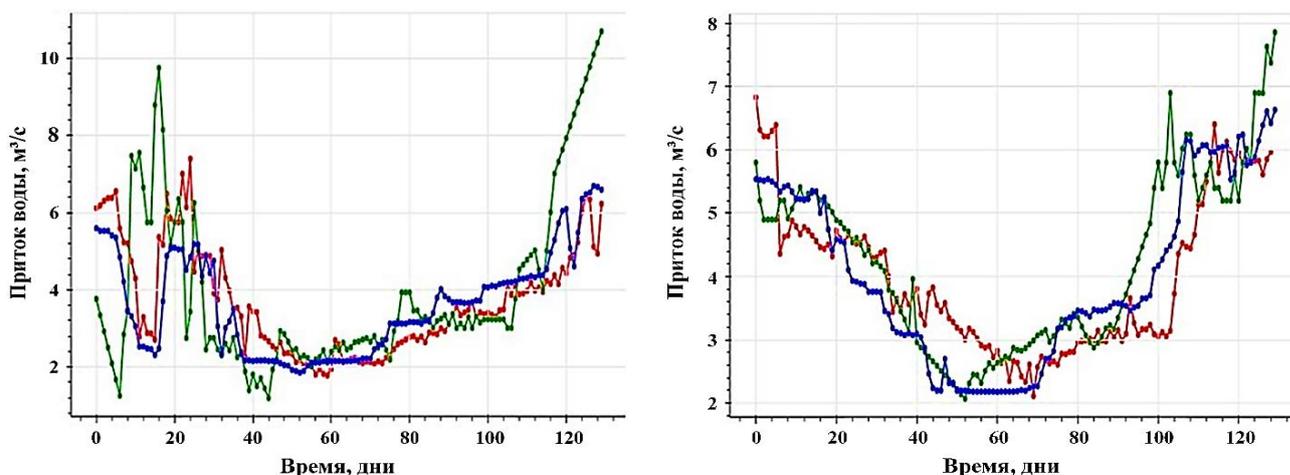


Рисунок 5 – Результаты для 2015 года (слева) 2019 (справа), зеленая линия – истинные значения, синяя – прогнозы АВ без самоадаптации (mRMSE 46.02 %, и 13.88 %), красная – с самоадаптацией (29.43 % и 12.62 %)

**Среднесрочная модель прогнозирования генерации гидроэлектростанциями**

Задача прогнозирования в данном разделе работы сформулирована следующим образом. Построение модели, выполняющей преобразование входных данных (признаков)  $X$  в прогноз вырабатываемой за сутки электроэнергии мощностей генерации на неделю (7 дней) вперед  $Y^*$ :

$$Y^* = f(X) \quad (8)$$

Показателем точности прогноза в данной работе выбран средний модуль процента ошибки (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i^* - y_i}{y_i} \right| \quad (9)$$

где  $n$  – число дней в выборке;  $y_i^*$  – прогнозное значение генерируемой электроэнергии в  $i$ -е сутки;  $y_i$  – истинное значение в  $i$ -е сутки.

Для всех моделей был проведен анализ влияния длины используемого временного ряда предыдущих значений генерации и влияние температуры на точность прогнозов.

Результаты моделей при различных вариантах используемых входных признаков на тестовой выборке приведены в таблице 3.

Таблица 3 – Сравнение результатов моделей. Приведены значения метрики ошибки MAPE, в каждой строке выделены наилучшие результаты, полученные для соответствующей модели

Модель	Без использования температуры			С использованием температуры		
	7	14	21	7	14	21
LR	5,99	6,20	<b>5,76</b>	6,53	7,15	7,19
kNN	<b>7,83</b>	7,90	7,99	13,41	14,12	13,35
ABDT	10,52	10,00	<b>9,80</b>	10,78	10,35	10,01
ABLR	5,82	5,78	<b>5,23</b>	6,25	7,30	6,98
RF	8,21	7,87	7,93	8,29	8,13	<b>7,72</b>
XGB	<b>9,61</b>	9,83	10,71	10,84	11,80	12,76
MLP	<b>5,70</b>	5,71	<b>5,70</b>	8,69	9,86	10,12

Сопоставление прогноза, полученного наилучшей для задачи моделью (Адаптивный бустинг линейных регрессий с регуляризацией Тихонова) показано на рисунке 6. Средняя ошибка на тестовой выборке составила 5,23 % или 44 МВтч при средней суточной генерации 718 МВтч.

Регуляризация Тихонова (L2-регуляризация) может быть записана следующим образом:

$$w^* = \arg \min_w \left( \sum_{i=1}^n (y_i - (wX_i - b))^2 + \lambda \|w\|_2^2 \right) \quad (10)$$

В выражении (3)  $w$ ,  $b$  – коэффициенты регрессии,  $\|w\|_2^2$  – квадрат Евклидова расстояния или сумма квадратов всех элементов вектора  $w$ .

Поскольку модель адаптивного бустинга представляет собой линейную взвешенную сумму базовых моделей, то итоговая ансамблевая модель,

объединяющая 4 линейные регрессии, может быть после завершения обучения свернута с линейную форму

$$Y^* = f(X) = AX + b$$

$$y^* = f(x_i) = a_1 year_i + a_2 month_i + a_3 day_i + a_4 E_{7,i} + a_5 E_{8,i} + \dots + a_{25} E_{28,i} + b$$

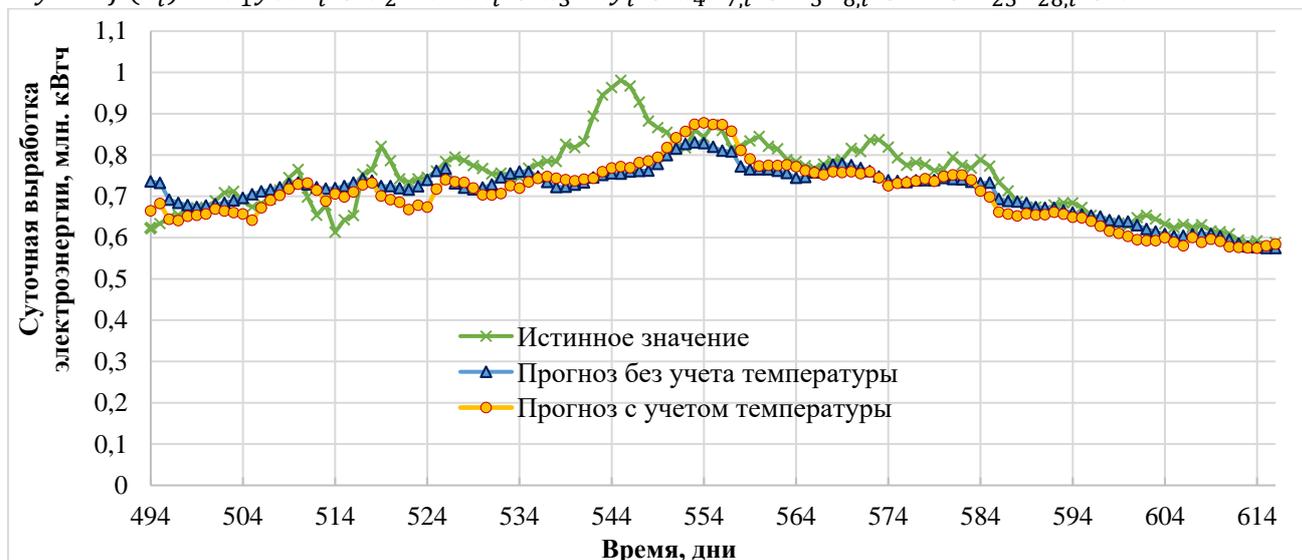


Рисунок 6 – Сопоставление прогнозов и истинных значений мощности, 2019 г. (тестовая часть выборки)

**Четвертая глава** посвящена процессу разработки модели комплексного планирования графика генерации на основе прогнозирования электропотребления и генерации с учетом метеорологических факторов для снижения использования ДЭС за счёт повышения точности прогнозирования и оптимизации регулирования выработкой ГЭС.

Для среднесрочного планирования использования ДЭС нужны среднесрочные прогнозы потребления и выработки ГЭС, разность которых и дает необходимую выработку ДЭС. Но, также можно строить сразу прогноз разности потребления и выработки ГЭС, поэтому в набор данных добавлен столбец  $\Delta$ .

Исходный набор данных может быть записан как

$$\{(T_i, W_i, E_i, H_i, \Delta_i), i = 1, \dots, n. \quad (11)$$

где  $i$  – номер суток в выборке;  $T$  – вектор календарных признаков (*месяц, год, неделя\_день*);  $W$  – вектор метеорологических признаков;  $E$  – электропотребление;  $H$  – выработка ГЭС;  $\Delta$  – разность  $E$  и  $H$ :

$$\Delta = E - H \quad (12)$$

На этапе предобработки набор данных преобразуется в три набора данных, соответствующих трем задачам прогнозирования (потребления, выработки ГЭС, разности потребления и выработки ГЭС):

$$\{(T_i, W_i, E_{i-w-h}, E_{i-w+1-h}, \dots, E_{i-1-h}, E_{i-h}, E_i), i = 1, \dots, n. \quad (13)$$

$$\{(T_i, W_i, H_{i-w-h}, H_{i-w+1-h}, \dots, H_{i-1-h}, H_{i-h}, H_i), i = 1, \dots, n. \quad (14)$$

$$\{(T_i, W_i, \Delta_{i-w-h}, \Delta_{i-w+1-h}, \dots, \Delta_{i-1-h}, \Delta_{i-h}, \Delta_i), i = 1, \dots, n. \quad (15)$$

где  $w$  определяет количество предыдущих суток, которое будет использоваться для построения прогноза,  $h$  – горизонт прогнозирования

(1 неделя, так что  $h = 7$ ). Количество предыдущих суток  $w$  в ходе предварительных экспериментов также выбрано равным 7, что отражает недельный цикл процессов в энергосистеме.

В соответствии с выражениями (13) - (15) возникает три однотипные формулировки задачи прогнозирования:

$$E_i^* = f_E(T_i, W_i, E_{i-w-1-h}, \dots, E_{i-h}) \quad (16)$$

$$\sum_i |E_i^* - E_i| \rightarrow \min \quad (17)$$

$$H_i^* = f_H(T_i, W_i, H_{i-w-1-h}, \dots, H_{i-h}) \quad (18)$$

$$\sum_i |H_i^* - H_i| \rightarrow \min \quad (19)$$

$$\Delta_i^* = f_D(T_i, W_i, \Delta_{i-w-1-h}, \dots, \Delta_{i-h}) \quad (20)$$

$$\sum_i |\Delta_i^* - \Delta_i| \rightarrow \min \quad (21)$$

Так как итоговая цель – планирование генерации ДЭС, то фактически первые две задачи нужны для следующего выражения:

$$\Delta_i^{**} = E_i^* - H_i^* \quad (22)$$

$$\sum_i |\Delta_i^{**} - \Delta_i| \rightarrow \min \quad (23)$$

Уравнение суточного баланса генерации и потребления можно записать как (здесь и далее рассматриваются суточные значения, индекс суток  $i$  опущен для упрощения восприятия):

$$H + D - E = 0 \quad (24)$$

где  $H$  – выработка ГЭС,  $D$  – выработка ДЭС,  $E$  – потребление.

Потребление  $E$  рассматривается как нерегулируемая величина, а выработка ГЭС может корректироваться для обеспечения баланса. Выработка ДЭС соответствует запланированной:

$$D = \Delta^* \quad (25)$$

или, в зависимости от метода прогнозирования:

$$D = \Delta^{**} \quad (26)$$

Из-за погрешности прогноза эта величина не будет равна разности  $H$  и  $E$ , которые представлены в наборе данных. Поэтому, уравнение баланса принимает вид:

$$H - H_\delta + D - E = 0 \quad (27)$$

Из выражений (12) и (27) получаем:

$$-\Delta - H_\delta + D = 0 \quad (28)$$

$$H_\delta = D - \Delta \quad (29)$$

Это означает, что ошибка планирования ДЭС равна регулированию выработки ГЭС, как и заложено в начальной модели энергосистемы.

$H_\delta$  можно представить как

$$H_\delta = H_{\delta+} + H_{\delta-}, H_{\delta+} \geq 0, H_{\delta-} \leq 0 \quad (30)$$

Задача оптимизации сводится к минимизации излишнего потребления ДЭС  $H_{\delta+} \rightarrow \min$ , при этом есть ограничения на максимальное по модулю значение  $H_{\delta-}$ , а разность суммарных значений  $H_{\delta+}$  и суммы модулей  $H_{\delta-}$  в течение недели не может быть выше нуля, иначе будет нарушен водно-энергетический режим работы ГЭС, обусловленный ограниченной емкостью

водохранилища. В настоящем разделе работы оптимизация рассматривается в упрощенном виде только на основе прогнозирования выработки ГЭС и потребления или прогнозирования их разности напрямую.

В таблице 4 приведены результаты прогнозирования, полученные на тестовой выборке различными моделями.

Таблица 4 – Результаты прогнозирования

Модель	Использование метео-факторов	E*, MAE, МВтч	E*, nMAE, %	H*, MAE, МВтч	H*, nMAE, %	Δ*, MAE, МВтч	Δ*, nMAE, %	Δ**, MAE, МВтч	Δ**, nMAE, %
LR	да	0.643	1.729	1.528	7.413	1.705	10.296	1.640	9.906
LR	нет	0.692	1.862	1.491	7.230	1.583	9.558	1.614	9.750
ANN	да	0.696	1.872	1.367	6.632	1.502	9.072	1.475	8.913
ANN	нет	0.786	2.114	1.208	5.860	1.567	9.465	1.687	10.190
RF	да	0.952	2.562	2.674	12.969	1.658	10.015	2.674	12.969
RF	нет	0.942	2.533	2.182	10.586	1.603	9.678	1.913	11.556
AB	да	1.236	3.324	2.332	11.315	1.505	9.091	2.101	12.691
AB	нет	1.305	3.509	2.597	12.599	1.542	9.311	2.338	14.121
SVR	да	0.987	2.654	1.158	5.616	1.741	10.517	1.535	9.270
SVR	нет	1.056	2.841	1.418	6.8781	1.627	9.825	1.664	10.047

После получения прогнозов можно определить величины  $H_{\delta+}$  и  $H_{\delta-}$  по выражениям (29), (30):

$$S_{\delta+} = \sum_{i=1}^m H_{\delta+} \quad (31)$$

$$S_{\delta-} = \sum_{i=1}^m H_{\delta-} \quad (32)$$

$$S_{\delta+} = -S_{\delta-} - S_{\delta+} \quad (33)$$

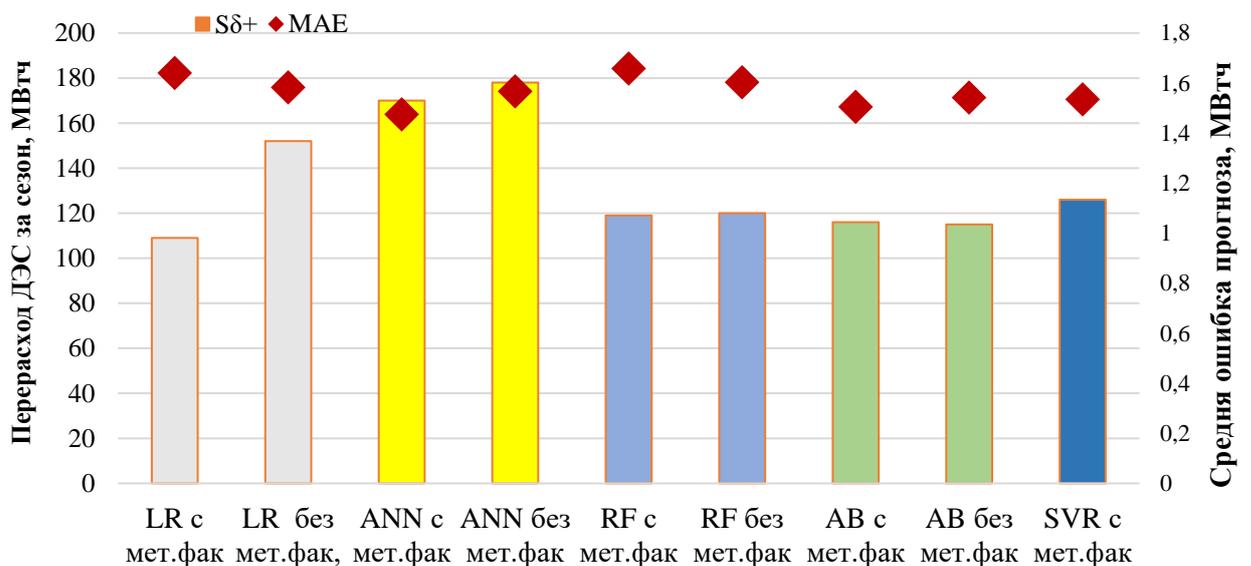


Рисунок 7 – Точность прогноза разности потребления и выработки ГЭС и избыточное потребление ДЭС в тестовый период (ноябрь 2019 – март 2020 г.)

На рисунке 8 показаны результаты прогнозов двух моделей: AdaBoost и ANN.

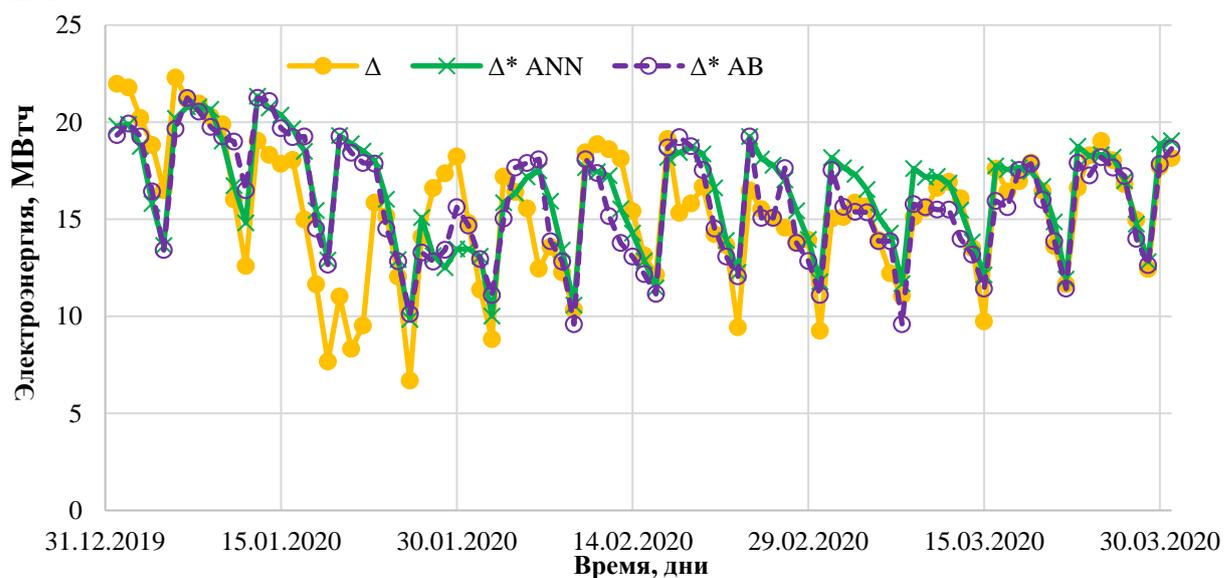


Рисунок 8 – Сопоставление прогнозов ANN и AdaBoost и истинным значением разности потребления и генерации ГЭС

У нейросетевой модели больше отклонений в сторону завышения прогноза, что ведет к излишнему использованию ДЭС как показано на рисунке 10, где приведены суммарные значения запланированной выработки ДЭС за каждые две недели (суммирование за две недели сделано для большей наглядности).

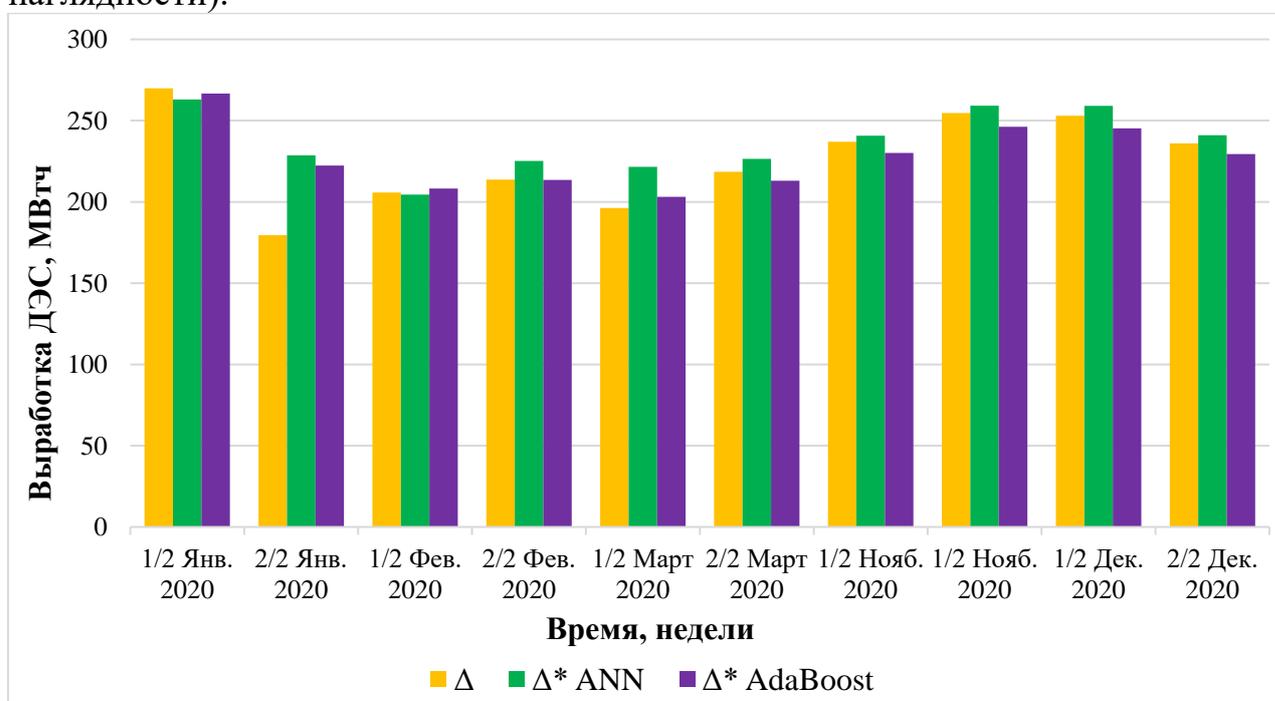


Рисунок 9 – Суммарные объемы генерации ДЭС в соответствии с планами, полученными от ANN и AdaBoost (шаг времени для суммирования – две недели)

В **заключении** приведены основные выводы и обобщены полученные результаты.

## **ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ**

1. Показано, что регион богат возобновляемыми энергетическими ресурсами, особенно гидроэнергетической. Широкое использование солнечной энергии оказало бы положительное влияние на энергетическую и экономическую ситуацию в регионе. Что касается энергии ветра, то в настоящее время она экономически неконкурентоспособна с действующими гидроэнергетическим и солнечным генерациями.

2. Установлено, что для задач среднесрочного прогнозирования электропотребления и генерации, целесообразно использовать методы, основанные на машинном обучении.

3. Доказана возможность повышения точности прогнозирования электропотребления, который обеспечивается использованием метеорологических данных и кластеризации метеорологических условий. Разработана новая эффективная модель среднесрочного прогнозирования электропотребления. На этапе предобработки данных применен метод разложения пространства признаков на главные компоненты, который, во-первых, позволяет проверить корректность кластеризации, во-вторых, агрегировать метеорологические признаки. В результате средняя ошибка прогноза на тестовой части выборки данных составила 0.59 МВт, среднеквадратическая ошибка 0.77 МВт, средняя ошибка в процентах 4.5 %. По сравнению с авто регрессионной моделью без кластеризации и учета метеорологических факторов (MAE 0.80 МВт, RMSE 0.96 МВт, MAPE 6.11%).

4. Предложено и обосновано использование компактных моделей на основе ансамблей неглубоких деревьев решений для решения задачи среднесрочного прогнозирования притока воды в условиях дефицита достоверной информации в работе. Разработан комплекс авторских моделей среднесрочного прогнозирования притока воды в водохранилища ГЭС на основе ансамблевых методов машинного обучения для определения объемов воды, достаточных для регулирования генерации в изолированной системе. Ошибка (RMSE) ансамблевых моделей за счет самоадаптации сократилась с 4.4–4.5 м<sup>3</sup>/с до 4.0 м<sup>3</sup>/с и оказалась ниже ошибки более сложной многослойной рекуррентной модели (4.9 м<sup>3</sup>/с). В самый трудный для прогнозирования год за счет непрерывной самоадаптации ошибка ансамблевых моделей сократилась с 8.3–8.6 м<sup>3</sup>/с до 5.3–6.3 м<sup>3</sup>/с.

5. Для решения задачи обеспечения балансовой надежности изолированных энергосистем с высокой долей малых ГЭС деривационного типа выполнен анализ семи различных моделей для прогнозирования генерации гидроэлектростанциями на основе ретроспективных данных о генерации и метеорологических параметров. Предложена новая модель комплексного планирования графика генерации на среднесрочную перспективу на основе адаптивного бустинга линейных регрессий с

регуляризацией Тихонова, обеспечивающая близкий к оптимальному выбору состава генерирующего оборудования для обеспечения балансовой надежности. Средняя ошибка на тестовой выборке составила 5,23 % или 44 МВтч при средней суточной генерации 718 МВтч.

6. Определено, что метеорологический прогноз на неделю вперед не играет существенной роли в прогнозировании как потребления, так и выработки ГЭС. Поэтому для рассматриваемого объекта необходимо совершенствовать сеть метеорологических постов и методов прогнозирования температуры, скорости ветра, осадков. Точность прогноза оказывает существенное влияние на эффективность использования дизельного топлива ДЭС. Завышение прогноза разности потребления и генерации приводят к планированию избыточной выработки ДЭС и холостым сбросам ГЭС. В то же время введение мер, занижающих такой прогноз, может привести к дефициту электроэнергии.

7. Показано, что в зависимости от выбора модели и стратегии планирования генерации ДЭС (использование прогнозов потребления и выработки ГЭС для нахождения их разности или непосредственное прогнозирование их разности) излишняя выработка ДЭС за холодный сезон (ноябрь-март) может составлять от 100 до 300 МВтч (720 – 2160 кВтч за сутки). Нужно отметить, что в работе принят ряд упрощений, в частности, использован график реальной выработки ГЭС в качестве опорного, хотя он не является оптимальным. Кроме того, ограничения на регулирование генерации ГЭС рассмотрены упрощенно. Поэтому, полученные результаты по избыточному использованию ДЭС на данный момент являются оценочными. Тем не менее, полученные результаты обосновывают реально существующую проблему перерасхода дизельного топлива в изолированной энергосистеме из-за погрешностей планирования баланса генерации и потребления, а также показывают перспективы снижения выбросов CO<sub>2</sub> и расходов на ископаемое топливо за счет повышения точности прогнозирования и оптимизации регулирования выработкой ГЭС.

## **СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ**

*Статьи, опубликованные в рецензируемых научных журналах и изданиях, определенных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ:*

1. Кокин С.Е. Особенности управления гидроэлектростанциями в энергосистеме Республики Таджикистан / С.Е. Кокин, **М.Х. Сафаралиев**, Ш.М Султонов // Известия НТЦ ЕДИНОЙ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ. – 2017. – №2 (77). – С. 109-118, (0,63/0,38 п.л.);

2. Худжасаидов Дж.Х. Разработка моделей прогнозирования электропотребления на основе временных рядов в изолированных энергосистемах / Дж.Х. Худжасаидов, А.Г. Русина, П.В. Матренин, С.А.

Дмитриев, **М.Х. Сафаралиев** // Электротехнические системы и комплексы. – 2020. – № 3(48). – С. 23-27, (0,313/0,06 п.л.);

3. Манусов В.З. Оценка энергетического потенциала солнечной радиации региона с применением солнечного трекера / В.З. Манусов, Дж.С. Ахъёев, М.Х. Назаров, И.Н., Одинаев, **М.Х Сафаралиев** // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. – 2020. – № 1. – С. 189-203, (0,44/0,09 п.л.);

4. **Safaraliev M.Kh.** Energy potential estimation of the region's solar radiation using a solar tracker / **M.Kh. Safaraliev**, I.N. Odinaev, J.S. Ahyoev, Kh.N. Rasulzoda // Applied Solar Energy. – 2020. – Vol. 56. – iss. 4. – P. 270-275, (0,44/0,09 п.л.), (Scopus);

5. Асанова С.М. Разработка моделей среднесрочного прогнозирования электропотребления в изолированно работающих энергосистемах на основе ансамблевых методов машинного обучения / С.М. Асанова, Дж.С. Ахъёев, С.А. Дмитриев, П.В. Матренин, **М.Х. Сафаралиев** // Известия НТЦ Единой энергетической системы. – 2021. – № 1. – С. 32-39. (0,5/0,1 п.л.)

6. Kirgizov A.K. Expert system application for reactive power compensation in isolated electric power systems / К.А. Kirgizov, S. A. Dmitriev, **M. Kh. Safaraliev**, D.A. Pavlyuchenko, A.H. Ghulomzoda, J.S. Ahyoev // International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE). – 2021. – Vol. 11(5). – P. 3682-3691, (0,625/0,01 п.л.), (Scopus);

7. **Сафаралиев М.Х.** Разработка моделей среднесрочного прогнозирования притока воды для планирования выработки электроэнергии в изолированных энергосистемах / **М.Х. Сафаралиев**, С.Е. Кокин, С.А. Дмитриев, П.В. Матренин, А.К. Киргизов // Электричество. - 2022. - № 5. - С. 58-68, (0,56/0,09 п.л.);

8. **Сафаралиев М.Х.** Адаптивные ансамблевые модели для среднесрочного прогнозирования выработки электроэнергии гидроэлектростанциями в изолированных энергосистемах с учётом изменений температуры / **М.Х. Сафаралиев**, П.В. Матренин, С.А. Дмитриев, С.Е. Кокин, А.К. Киргизов // Электротехнические системы и комплексы. – 2022. – № 1 (54). – С. 38-45, (0,5/0,1 п.л.);

9. Matrenin P. Medium-term load forecasting in isolated power systems based on ensemble machine learning models / P. Matrenin, **M. Safaraliev**, S. Dmitriev, S. Kokin, A. Ghulomzoda, S. Mitrofanov // Energy Reports. – 2022. – Vol. 8. – P. 612-618, (0,44/0,07 п.л.), (Web of Science, Scopus);

10. Matrenin P. Adaptive ensemble models for medium-term forecasting of water inflow when planning electricity generation under climate change / P. Matrenin, **M. Safaraliev**, S. Dmitriev, S. Kokin, A. Rusina, B. Eshchanov // Energy Reports. – 2022. – Vol. 8. – P. 439-447, (0,56/0,09 п.л.), (Web of Science, Scopus);

11. Sulstonov Sh. Specifics of hydropower plant management in isolated power systems / Sh. Sulstonov, **M. Safaraliev**, S. Kokin, S. Dmitriev, I. Zicmane, Sh. Dzhuraev // Przegląd Elektrotechniczny. – 2022. – Vol. 4. – P. 53-57, (0,31/0,05 п.л.), (Web of Science, Scopus).