

Метод определения оптимальной емкости систем хранения энергии с долгосрочным прогнозом энергопотребления

Н.Д. СЕНЧИЛО ✉, Д.А. УСТИНОВ

Санкт-Петербургский горный университет, Санкт-Петербург, Россия

✉ senchilo.nd@yandex.ru; ☎ +7-(911)-197-22-05

Ссылка для цитирования оригинальной статьи: Senchilo, N.D.; Ustinov, D.A. Method for Determining the Optimal Capacity of Energy Storage Systems with a Long-Term Forecast of Power Consumption. *Energies* 2021, 14, 7098. <https://doi.org/10.3390/en14217098>

Аннотация: Неравномерность графика потребления электроэнергии на предприятиях приводит к увеличению пиковой мощности, что влечет за собой рост стоимости электроснабжения. Накопители энергии могут оптимизировать график потребления электроэнергии, компенсируя запланированные отклонения графика, а также снижая потребление из внешней сети при участии в реагировании на спрос. Однако в течение дня может наблюдаться несколько пиков потребления, что приводит к полной разрядке аккумулятора до одного из пиков, в результате чего общее пиковое потребление электроэнергии не снижается. Для оптимизации работы накопителей часто используется прогноз на день вперед, который позволяет определить общее количество пиков. Однако мощности системы хранения может быть недостаточно для оптимальной компенсации пиков. В данном исследовании используется долгосрочный прогноз энергопотребления, основанный на использовании экзогенных параметров в модели дерева решений. На основе прогноза разработан новый алгоритм определения оптимальной мощности накопителя для конкретного потребителя, который оптимизирует затраты на выравнивание графика нагрузки.

Ключевые слова: прогнозирование энергопотребления; системы хранения энергии; реагирование на спрос; график энергопотребления; стоимость электроэнергии.

Method for Determining the Optimal Capacity of Energy Storage Systems with a Long-Term Forecast of Power Consumption

Nikita D. SENCHILO ✉ and Denis A. USTINOV

Saint Petersburg Mining University, Saint Petersburg, Russia

✉ senchilo.nd@yandex.ru; ☎ +7-(911)-197-22-05

Abstract: The unevenness of the electricity consumption schedule at enterprises leads to a peak power increase, which leads to an increase in the cost of electricity supply. Energy storage devices can optimize the energy schedule by compensating the planned schedule deviations, as well as reducing consumption from the external network when participating in a demand response. However, during the day, there may be several peaks in consumption, which lead to a complete discharge of the battery to one of the peaks; as a result, total peak power consumption does not decrease. To optimize the operation of storage devices, a day-ahead forecast is often used, which allows to determine the total number of peaks. However, the power of the storage system may not be sufficient for optimal peak compensation. In this study, a long-term forecast of power consumption based on the use of exogenous parameters in the decision tree model is used. Based on the forecast, a novel algorithm for determining the optimal storage capacity for a specific consumer is developed, which optimizes the costs of leveling the load schedule.

Keywords: power consumption forecasting; power storage systems; demand response; power consumption schedule; electricity cost.

1. Введение

В настоящее время мощности систем хранения энергии занимают все большую долю в общей установленной мощности энергосистемы. Области применения систем накопления энергии сегодня обширны, они могут использоваться в системах электроснабжения предприятий, системах зарядки электромобилей, а также в общесистемных комплексах накопления энергии для оптимизации работы возобновляемых источников энергии, причем увеличение суммарной емкости систем накопления энергии повышает их общую эффективность [1]. Это связано в первую очередь с быстрым развитием и интеграцией возобновляемых источников энергии на основе солнца

* Перевод подготовлен для повышения интереса русскоязычной аудитории к данной статье.

© 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

© Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II (перевод), 2024.

и ветра, для которых характерна непостоянная выработка электроэнергии. Отсутствие генерации в период повышенного потребления и пиковая генерация в часы пониженного потребления приводят к формированию общесистемного графика нагрузки типа «кривой утки». Калифорнийские ученые ввели термин «кривая утки» в 2013 году после изучения влияния переизбытка солнечной генерации на энергосистему [2]. Позже влияние переизбытка возобновляемой энергии на энергосистему изучалось и в других развитых и развивающихся странах, например, в энергосистеме Китая [3], который сегодня является одним из лидеров по производству электроэнергии с использованием возобновляемых источников энергии. В статьях [4, 5] рассматривается влияние законодательных актов внутри страны на развитие возобновляемых источников энергии. Установка систем накопления энергии возможна и на уровне бытовых потребителей [6]. Такие решения позволяют увеличить долю распределенных ВИЭ на уровне бытовых потребителей, однако мощности отдельных потребителей недостаточно для существенного вклада в единую энергосистему, а накопители могут быть использованы только для собственных нужд.

Одним из решений этой проблемы является смещение пиков генерации с помощью систем накопления энергии [7]. Объединение систем хранения энергии с возобновляемыми источниками является одним из наиболее перспективных направлений исследований в последние годы. В статье [8] рассматриваются сложные системы, состоящие из ветрогенераторов, солнечных батарей и систем хранения энергии, а также алгоритм их оптимального взаимодействия. Авторы статьи [9] разработали методику выбора типа накопителей энергии для снижения пиков энергопотребления и по результатам рассмотренных сценариев пришли к выводу, что системы сжатого воздуха в качестве накопителей энергии в большинстве случаев демонстрируют большую эффективность. Применение накопительных систем на сжатом воздухе, а также компенсация колебаний на рынке электроэнергии с помощью таких аккумуляторов рассмотрены в [10]. Согласно исследованию [11], к 2025 году системы накопления энергии на основе сжатого воздуха, маховиков, а также на основе литий-ионных батарей могут иметь самую низкую капитальную стоимость. Однако с точки зрения производительности, согласно [11], при использовании в 4-часовом цикле заряда-разряда литий-ионные батареи демонстрируют самую высокую эффективность.

Следовательно, для развития распределенных возобновляемых источников энергии необходимо внедрение систем накопления энергии, стоимость установки которых сегодня может быть высокой даже для крупных потребителей электроэнергии. Однако требования к надежности электроснабжения и качеству электроэнергии часто вынуждают потребителей устанавливать системы накопления энергии. Целью данной статьи является повышение эффективности использования системы накопления энергии (СНЭ) в энергосистеме крупного промышленного потребителя.

Автор статьи [12] использует метод робастной оптимизации для определения оптимальной мощности и местоположения СНЭ на уровне среднего напряжения с учетом внедрения возобновляемых источников энергии (ВИЭ) и рассматривает внедрение СНЭ в сетях среднего и высокого напряжения. Смещение пиков спроса в масштабах средне- и высоковольтной системы требует значительных мощностей, что приводит к огромным капитальным затратам. Кроме того, одной из возможностей использования больших систем хранения энергии является общесистемный резерв энергии для компенсации кратковременного дефицита мощности, который может возникнуть из-за отключения крупных генерирующих установок и привести к снижению частоты в энергосистеме [13]. Целесообразно рассмотреть возможность установки СНЭ на низковольтном уровне выборочно для отдельных потребителей, вносящих наибольший вклад в неравномерность общесистемного графика нагрузки. Такое решение может повысить эффективность работы СНЭ, а также снизить потери в сетях передачи электроэнергии. Капитальные затраты на установку согласующих трансформаторов снижаются при установке СНЭ на низковольтном уровне, а надежность потребителей может быть повышена за счет близости к потребителям электроэнергии.

В статье [14] представлена двухуровневая оптимизационная модель с использованием алгоритма недоминируемой сортировки (NSIBA), а также алгоритма Парето, позволяющая определить оптимальную мощность и местоположение СНЭ при условии параллельной работы ветрогенераторов и солнечных батарей с реализацией принципа «Высокий уровень хранения, низкий уровень генерации». В статье анализируется влияние СНЭ на качество электроэнергии: в ходе моделирования было достигнуто снижение потерь электроэнергии, а также повышение стабильности напряжения.

Повышение эффективности взаимодействия систем хранения энергии с возобновляемыми источниками энергии также рассматривается в [15]. Однако в существующих реалиях централизованной системы важно также учитывать влияние графика нагрузки предприятия и на внешнюю энергосистему.

СНЭ может использоваться на предприятии для снижения дорогостоящих пиков потребления электроэнергии за счет перераспределения нагрузки. Однако для определения оптимального режима работы накопителей важно прогнозировать потребление электроэнергии на день вперед, поскольку в течение дня возможно возникновение нескольких пиков потребления. Авторы статьи [16] предлагают использовать прогнозирование потребления электроэнергии для предприятия с учетом внедрения возобновляемых источников энергии. В данной статье представлены результаты с учетом прогнозирования на сутки вперед. В [17] представлен алгоритм управления системой накопления энергии на основе нейронных сетей с целью снижения пиков потребления электроэнергии в течение дня для участия в программе управления спросом на примере энергосистемы Южной Кореи. Однако при прогнозировании на день вперед снижение пиков потребления может оказаться неоптимальным при неравномерном графике нагрузки, когда значения потребления в разные дни отличаются в несколько раз. В нашем исследовании эффект от выравнивания графика нагрузки с помощью СНЭ в течение дня более эффективен за счет оптимального выбора мощности СНЭ с учетом долгосрочного прогноза потребления.

Учитывая необходимость планирования потребления электроэнергии на крупных предприятиях на месяц вперед, в данной работе рассматривается алгоритм долгосрочного прогнозирования потребления электроэнергии для определения оптимальной мощности СНЭ, используемой для снижения отклонений фактического потребления от запланированного графика нагрузки с учетом неравномерности графика нагрузки.

2. Материалы и методы

2.1. Механизм формирования стоимости электроэнергии

Для повышения конкурентоспособности предприятий в существующей рыночной среде необходимым условием является снижение себестоимости продукции. Затраты на электроэнергию на крупных промышленных предприятиях составляют значительную часть расходов и отражаются на себестоимости конечного продукта. В статье [18] рассматриваются принципы развития промышленных предприятий на территории Российской Федерации в контексте концепции устойчивого развития, где важная роль отводится экономному и эффективному использованию внешних ресурсов. Проблемы, возникшие в российской электроэнергетике на рубеже XX и XXI веков, а также реформы, повлекшие за собой глобальные изменения, описаны в [19]. Вопросы необходимости снижения стоимости электроэнергии и повышения эффективности использования имеющихся ресурсов рассматриваются в [20]. В этих источниках рассматривается влияние изменений в законодательстве и стимулирующей политики государства на экономическую и производственную деятельность предприятий.

Производство и потребление электроэнергии в таких странах, как Великобритания (Оператор электроэнергетической системы Национальная сеть – независимый системный оператор, 12 региональных электроэнергетических компаний, отвечающих за распределение и продажу электроэнергии, энергетические биржи EPEX и Nord Pool), Германия (системные операторы Amprion, TransnetBW, 50Hertz, TenneT, RWE, E. ON, EnBW, Vattenfall – крупные генерирующие компании), Китай (Государственная сетевая корпорация Китая, Китайская Южная энергосеть отвечают за передачу, продажу и распределение электроэнергии, конкуренция на оптовом рынке организована между 7 крупными генерирующими компаниями) и другие осуществляются в условиях оптового рынка. Цена на электроэнергию рассчитывается как сумма следующих составляющих:

- цена покупки на оптовом рынке (меняется ежемесячно);
- тариф на услуги по передаче электроэнергии (устанавливается органом регулирования субъекта федерации, раз в год);
- сбытовая надбавка гарантирующего поставщика (устанавливается регулирующим органом субъекта федерации, как правило, изменяется один раз в год);
- оплата услуг инфраструктурных организаций (системного и коммерческого оператора единой электроэнергетической системы).

Суточный график производства электроэнергии в одной ценовой зоне состоит из электроэнергии, произведенной различными видами источников. Использование того или иного типа источника в течение суток для покрытия графика нагрузки зависит от возможности регулирования вырабатываемой мощности с наименьшими затратами, а также от скорости регулирования мощности. На рисунке 1 представлен график покрытия суточного графика потребления электроэнергии различными источниками электроэнергии.

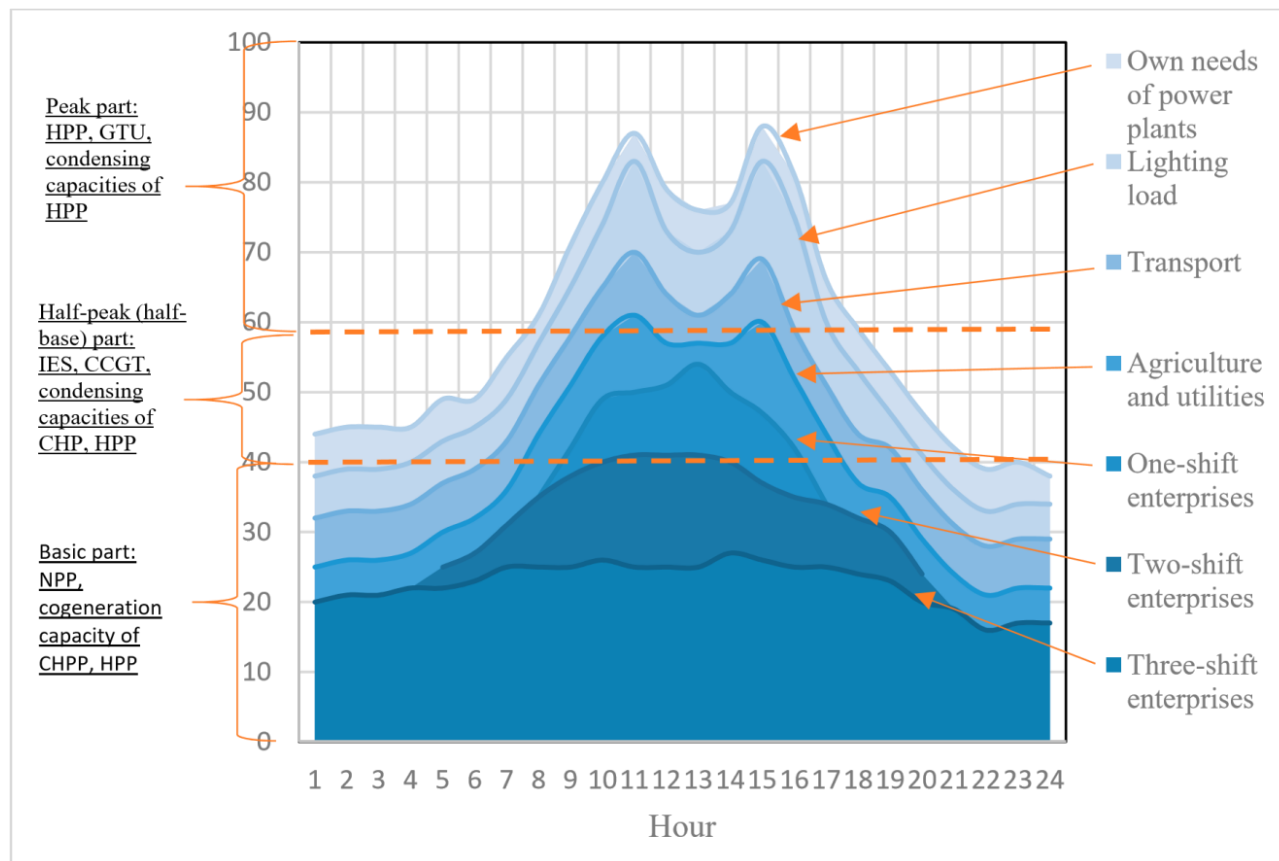


Рис. 1. Покрытие различных типов электрических нагрузок различными источниками генерации

Атомные электростанции (АЭС) занимают большую долю базовой части суточного графика нагрузки из-за низкой маневренности, обусловленной технологическими особенностями и соображениями безопасности. Кроме того, в базовую часть входят крупные гидроэлектростанции (ГЭС) с достаточно большим объемом водохранилища, обладающие низкой маневренностью по технологическим причинам (станции, для которых нежелателен сброс воды с целью регулирования мощности), а также гидроэлектростанции, связанные с судоходными путями. Комбинированные теплоэлектростанции (ТЭЦ), работающие по отопительному графику, также не могут изменять свою мощность по запросу системного оператора.

В полупиковую часть входят конденсационные электростанции (КЭС), которые имеют низкую маневренность из-за длительного запуска и остановки энергоблоков; тем не менее, из-за большого количества КЭС в общей генерирующей мощности это делает использование КЭС для покрытия полупиковой части графика необходимой мерой.

2.2. Реагирование на спрос

В условиях рыночной среды производства и потребления электроэнергии, при планировании электропотребления потребитель вынужден учитывать режимы работы энергосистемы с целью снижения стоимости приобретаемой электроэнергии. Основной задачей планирования режима работы электроэнергетической системы является поддержание баланса частоты и активной мощности в системе, а также выравнивание неравномерной кривой нагрузки энергосистемы с целью снижения расхода топлива на ее генерацию. Основным механизмом оптимизации

использования генерирующих мощностей, применяемым во многих странах, является реагирование на спрос.

Механизм реагирования на спрос (РС) с целью снижения стоимости производства электроэнергии за счет снижения стоимости производства электроэнергии на видах генерации, покрывающих пиковые нагрузки и имеющих высокую стоимость производства, представлен на рисунке 2.

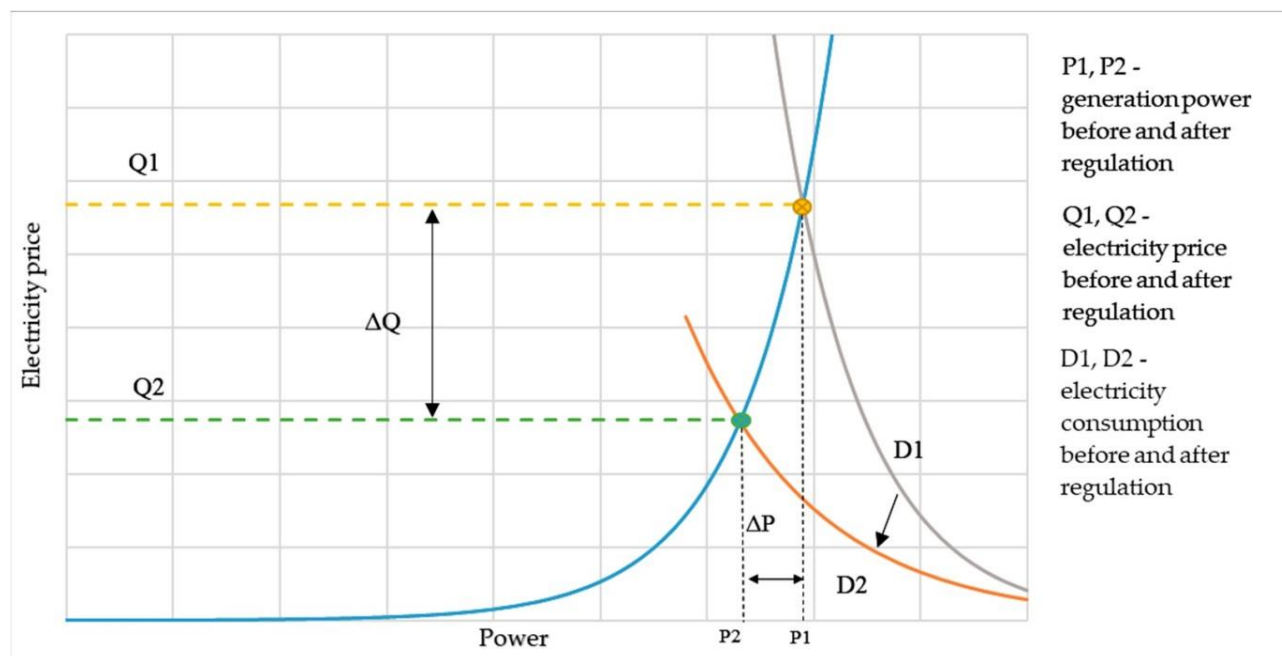


Рис. 2. Механизм реагирования на спрос на электроэнергию

Основной экономический эффект при использовании системы реагирования на спрос достигается за счет снижения использования источников электроэнергии с высокой себестоимостью производства, а также высоких затрат на регулирование вырабатываемой мощности. Анализ стоимости выработки электроэнергии различными источниками представлен в [21].

Во многих развитых и развивающихся странах мира существуют программы управления спросом, учитывающие технические характеристики энергосистемы и экономическую структуру электроэнергетической отрасли страны. Наиболее эффективные примеры применения технологии управления спросом, а также меры стимулирования для разных стран приведены в [22].

В статье [23] рассматриваются общие принципы внедрения методов реагирования на спрос в России, а также методы расчета базовой мощности при реагировании на спрос.

В [24] дано полное определение спроса на электроэнергию и представлена классификация программ реагирования на спрос. Описаны выгоды и затраты, а также рассмотрены способы измерения отклика на спрос. В учебном пособии [25] представлены некоторые характеристики рынков электроэнергии с точки зрения спроса, чтобы подчеркнуть важность эластичности спроса. В нем говорится о том, что повышение краткосрочной ценовой эластичности спроса на рынках электроэнергии может улучшить их работу. В работе [26] была разработана модель аукционов электроэнергии, учитывающая тендеры со стороны потребителей. Потребители имеют возможность подать заявку на снижение нагрузки в определенные периоды представленного 24-часового моделирования. Полученные результаты указывают на важное влияние торговли на стороне спроса на выравнивание предельной цены в системе и снижение волатильности цен.

В статье [27] представлен анализ рынков электроэнергии и мощности США и Германии. Автор указывает на необходимость прогнозирования нагрузки потребителей электроэнергии для нужд реагирования на спрос с целью улучшения энергетической безопасности и повышения эффективности использования электроэнергии. Согласно этому исследованию, прогноз потребления электроэнергии для смещения пиков нагрузки потребителей может сократить резерв мощности для регулирования частоты в системе более чем в 2 раза (с 8 % до 3,4 %).

Анализ китайской энергосистемы и внедрение распределенной генерации для реагирования на спрос рассматривается в статье [28]. Политика Китая в области электроэнергетики направлена на сокращение использования ископаемых ресурсов для производства электроэнергии и увеличение доли альтернативных возобновляемых источников энергии (ВИЭ – производство электроэнергии с использованием энергии ветра и солнца). Однако из-за географической удаленности источников электроэнергии от потребителя и несоответствия пиков производства и потребления энергии актуальной задачей для Китая является использование эффективных методов смещения пиков потребления за счет применения системы реагирования на спрос.

В статье [29] обсуждается необходимость смещения пиков потребления электроэнергии в Италии в связи с увеличением доли альтернативных возобновляемых источников энергии. Автор рассматривает необходимость использования локальных систем накопления энергии для потребителей электроэнергии с целью перераспределения пиков потребления и повышения эффективности использования электроэнергии.

Автор статьи [30] приводит расчет сроков окупаемости систем хранения энергии с учетом снижения необходимости строительства новых централизованных генерирующих мощностей, что позволит сократить избыточность резервирования и повысить эффективность использования ВИЭ.

Для поддержания баланса частоты и мощности в электроэнергетической системе системный оператор электроэнергетической системы использует реагирование на спрос на электроэнергию посредством изменения цен, а также другие методы финансового стимулирования, такие как поощрительные выплаты за выполнение команд системного оператора, а также штрафы за превышение заявленной мощности.

2.3. Методы сдвига пика для предприятий

Регулирование спроса подразумевает сокращение потребления энергии конечным потребителем при наличии определенных экономических сигналов с рынка электроэнергии с получением дохода за реализацию такого сокращения потребления.

В статье [27] рассматриваются экономические и социальные эффекты различных методов снижения потребления электроэнергии на предприятии. Автор указывает, что при снижении объемов производства затраты могут превысить возможные выгоды от участия в системе реагирования на спрос. Регулирование систем отопления, кондиционирования и освещения может быть некомфортным для работников предприятия и нарушать требования к условиям труда на рабочих местах. Использование локальных источников энергоснабжения и систем накопления энергии не имеет указанных недостатков.

Авторы статьи [31] рассматривают алгоритм рационального планирования энергопотребления крупного электротехнического комплекса с целью выравнивания графиков нагрузки, однако они не учитывают влияние внешней системы электроснабжения на формирование графика нагрузки системы. Предложенный метод может быть усовершенствован за счет применения методов прогнозирования потребления для оптимального перераспределения нагрузки.

Потребители имеют возможность участвовать в технологиях реагирования на спрос с получением индивидуального экономического эффекта (получение платежей за оказание услуг) не только для себя, но и для всех участников рынка за счет сокращения производства дорогой электроэнергии низкоэффективными генерирующими мощностями.

В целях создания условий для повышения энергоэффективности российской энергосистемы путем привлечения потребителей оптового рынка к активному участию в регулировании спроса на электроэнергию и мощность, так называемого ценозависимого потребления, было принято постановление [32].

В настоящее время в России реализуется пилотный проект по вовлечению потребителей розничного рынка электроэнергии в программу реагирования на спрос путем создания агрегаторов спроса для комплексного воздействия со стороны потребителей, чья установленная мощность ниже требований, предъявляемых к участникам оптового рынка. Концепция агрегаторов спроса приведена в [33].

Комбинированный эффект от внедрения системы реагирования на спрос для предприятий по производству и распределению природного газа описан в [34]; авторы описывают модель

интегрированного ценозависимого реагирования спроса промышленных предприятий на электроэнергию и газ. Тепловые электростанции (ТЭС), работающие на природном газе, составляют значительную долю установленной мощности в централизованной энергосистеме России. Свойства производства и потребления природного газа имеют сходство с процессами производства и потребления электрической энергии. Производители и потребители природного газа объединены централизованной системой транспортировки и распределения газа, работающей в едином технологическом режиме. В рамках единой системы газоснабжения одновременно функционируют несколько тысяч потребителей газа, характеристики спроса на газ которых существенно дифференцированы.

Согласно отчету Министерства энергетики РФ [35], на 2018 и 2019 годы на долю ТЭС приходится около 68 % вырабатываемой электроэнергии. Соответственно, при снижении потребления электроэнергии уменьшается потребление природного газа на ТЭС, что приводит к снижению нагрузки на газоперекачивающие агрегаты (ГПА). Планирование фактора снижения нагрузки на ГПА позволяет повысить точность прогнозирования нагрузки газораспределительной компании.

Еще одним важным фактором при участии в системе реагирования на спрос с использованием электроприводного оборудования, которое может динамически изменять свое потребление в течение дня, является надежность этого оборудования. Необходимо рассмотреть вопросы надежности и оценки эффективности использования электроприводов. Влияние высших гармонических составляющих на питание электроприводов предприятия минерально-сырьевого комплекса рассмотрено в [36]. Повышение эффективности использования электроприводов на предприятиях с помощью FACTS описано в [37]. Важным вопросом при внедрении СНЭ является поддержание качества электроэнергии. Вопросы повышения качества электроэнергии с помощью активных преобразователей постоянного тока (ПТ) представлены в [38]. Влияние процессов добычи и распределения газа для предприятий минерально-сырьевого комплекса, а также других крупных промышленных потребителей на процесс электроснабжения рассмотрено в [39].

Методика оценки надежности потребителей-регуляторов, используемых в системе реагирования на спрос, на основе нейросетевых моделей рассмотрена в [40].

Исследование [41] указывает на необходимость прогнозирования энергопотребления предприятия для повышения эффективности реагирования на спрос. Автор использует регрессионный анализ для прогнозирования потребления электроэнергии на день вперед на основе исторической информации. В качестве дополнительных факторов, влияющих на потребление электроэнергии, были использованы степень освещенности, продолжительность светового дня и производственный календарь административного персонала, однако аналитический подход данного метода не позволяет учесть значительное количество факторов, влияющих на потребление электроэнергии. Использование методов машинного обучения позволяет увеличить глубину обучения модели прогнозирования, а также увеличить горизонт прогнозирования до нескольких месяцев. Машинное обучение также позволяет выявить закономерности влияния внешних признаков на электропотребление, что сложно сделать с помощью аналитических и статистических методов из-за большого объема обрабатываемой информации.

2.4. Машинное обучение для прогнозирования электрических нагрузок

Прогнозирование потребляемой электроэнергии в энергосистемах по всему миру осуществляется различными методами в зависимости от горизонта прогнозирования.

Прогнозирование нагрузки потребителей для оптимизации затрат на электроэнергию с учетом финансовых механизмов централизованной системы рассмотрено в [42]. Были выделены следующие периоды прогнозирования:

1. Оперативное прогнозирование. Производится для участников оптового рынка электроэнергии с заблаговременностью от 15 до 60 мин.
2. Краткосрочное прогнозирование. Заблаговременность от часа до недели.
3. Среднесрочное прогнозирование. От недели до года вперед.
4. Долгосрочное прогнозирование. От года до 20 лет вперед. Долгосрочное прогнозирование часто используется для установления тарифов при планировании численности населения и экономического развития.

Для прогнозирования электрических нагрузок используются различные методы: статистический – для долгосрочного прогнозирования, авторегрессионный – для краткосрочного и среднесрочного

прогнозирования. Методы анализа собранных данных о факторах, влияющих на электропотребление в современной электроэнергетике, условно делятся следующим образом (рис. 3):

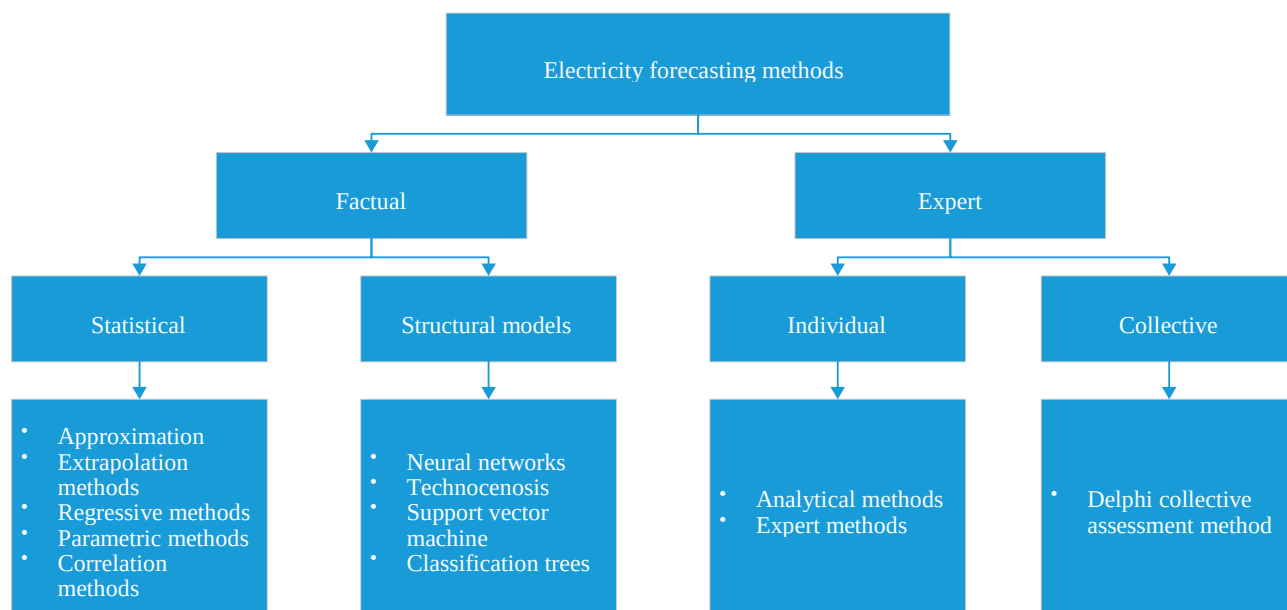


Рис. 3. Методы прогнозирования энергопотребления

В последние годы наибольшее развитие для краткосрочного прогнозирования получили модели на основе нейронных сетей ДКВП: [43]. Вопрос прогнозирования электрических нагрузок в Испании и других странах ЕС для снижения стоимости электроэнергии на оптовом рынке рассматривается в источнике [44]. В данной статье рассматривается прогнозирование с помощью нейросетевых моделей ДКВП, основанных на нечеткой логике. Основным недостатком использования нейронных сетей для прогнозирования нагрузки является систематичность метода прогнозирования, что способствует накоплению ошибок при долгосрочном прогнозировании. Кроме того, для явного преимущества нейронных сетей над методами авторегрессионного прогнозирования необходимо накопить огромное количество ретроспективных данных о функционировании предприятия, что не всегда осуществимо.

Практически все современные методы долгосрочного прогнозирования электрической нагрузки основаны на авторегрессионных моделях: методе вероятностной экстраполяции и корреляции [45]. Кроме того, на использовании исторических данных об электропотреблении [46].

Методы среднесрочного прогнозирования на основе исторических данных хорошо зарекомендовали себя для прогнозирования нагрузок больших кластеров потребителей, например, энергосистемы региона [47,48], так как неравномерности, связанные с влиянием микрофакторов каждого отдельного потребителя, сглаживаются, а общий график нагрузки получает ярко выраженную сезонность и тенденцию, связанную с общесистемным ростом потребления электроэнергии. Однако при рассмотрении отдельного предприятия существенное влияние на энергопотребление оказывают внутренние факторы и бизнес-процессы.

Метод прогнозирования электропотребления на предприятиях газовой промышленности описан в статье [49]. Однако в данном методе прогнозирования не рассматривается прогноз электропотребления для предприятий с высоким коэффициентом неравномерности графика нагрузки.

Недостатком вышеперечисленных методов прогнозирования нагрузок промышленного предприятия является то, что модели авторегрессии основаны на использовании тренда и сезонности для прогнозирования. Такие методы хорошо работают при прогнозировании нагрузок потребителей, когда характеристики отдельного потребителя не оказывают существенного влияния на общий график энергопотребления. Однако при рассмотрении одного промышленного потребителя внешние и внутренние факторы, а также бизнес-процессы, характерные только для него, оказывают существенное влияние на энергопотребление.

Важно также отметить, что в последние годы широкое распространение получили ансамблевые модели, позволяющие объединить преимущества нескольких прогнозных моделей. Авторы

работы [50] рассмотрели алгоритм выбора прогностических моделей и их комбинирования с использованием метода оптимизации штрафных ограничений (Penalized constrained optimization) для прогнозирования цен на жилье в Бостоне. Модель состоит из 14 прогнозирующих алгоритмов, а полный набор данных включает всего 507 наблюдений. Однако авторы статьи [50] также утверждают, что существует риск включения моделей в ансамбль, что ухудшит результаты прогнозирования. Основными недостатками объединения нескольких прогностических моделей являются:

- Обучение ансамбля занимает много времени и не подходит для оперативного прогнозирования.
- Выбор моделей для ансамблевого прогнозирования занимает много времени, а ошибка в выборе модели может привести к ухудшению прогноза.
- При комбинировании алгоритмов прогнозирования снижается возможность интерпретации результатов прогноза, так как для каждого алгоритма обучающие признаки имеют разный вес.

Наиболее существенным недостатком для нашего исследования был последний, так как помимо прогнозирования мы рассматривали проблему определения экзогенных параметров и степени их влияния на прогноз.

3. Результаты

3.1. Прогнозирование электрических нагрузок компрессорной газоперекачивающей станции с целью повышения эффективности реагирования на спрос с учетом использования систем хранения энергии

Для прогнозирования нагрузок предприятия минерально-сырьевого комплекса в данной статье было рассмотрено электропотребление компрессорной газоперекачивающей станции.

Характеристики графика нагрузки представлены в таблице 1.

Таблица 1

Характеристики графика нагрузки

Параметр	Значение
Средняя нагрузка, МВт	5206,80
Среднеквадратичная нагрузка, МВт	6077,37
Коэффициент формы	1,17
Максимальная нагрузка, МВт	11937,62
Минимальная нагрузка, МВт	0,00
Коэффициент максимума	2,29
Коэффициент заполнения графика	0,44
Коэффициент неравномерности суточного графика нагрузки	0,86
Коэффициент неравномерности недельного графика нагрузки	0,36

Из полученных результатов можно сделать вывод, что потребление электроэнергии было неравномерным, а график нагрузки подвержен значительным колебаниям (коэффициенты заполнения графика и неравномерности недельного графика нагрузки составляли $<0,5$).

Для прогнозирования нагрузок была применена аддитивная авторегрессионная модель, учитывающая нелинейность тренда. Значение прогнозируемой величины в определенный момент времени определялось по следующему уравнению [51]:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t, \quad (1)$$

где: $y(t)$ – значение прогнозируемой величины в момент времени t ; $g(t)$ – функция тренда, моделирующая неперіодические изменения значения временного ряда; $s(t)$ – отражает периодические изменения во временном ряду (например, недельную и годовую сезонность); $h(t)$ – влияние праздников, которые происходят с потенциально нерегулярным графиком в течение одного или нескольких дней; ϵ_t – любые изменения в прогнозируемом значении, которые не адаптированы к модели (стохастическая ошибка, не учитываемая моделью).

Характеристики набора данных для обучения модели:

- Глубина исследования: 854 дня (2,3 года).
- Горизонт прогнозирования: 120 дней (~ 4 месяца).
- Значения: почасовая нагрузка.
- Метрика оценки прогноза: средняя абсолютная ошибка.

Использование модели авторегрессии ARIMA для прогнозирования энергопотребления, а также методы определения качества прогноза были описаны в [52]. Для определения степени расхождения прогнозируемых значений с фактическими на всем горизонте прогноза использовалась вероятность покрытия интервала прогноза (PICP), которая определялась по следующей формуле [43].

$$PICP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i, \text{ where } h_i = \begin{cases} 1 & \text{if } l(x_i) \leq y_i \leq u(x_i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

где: $l(x_i)$, $u(x_i)$ – нижняя и верхняя границы интервала прогнозирования; y_i – фактическое значение потребления; N – число наблюдений.

При неравномерном графике потребления электроэнергии отдельные точечные значения имели сильное отклонение от среднего уровня ряда, который использовался в качестве тренда при прогнозировании.

Для нивелирования данного вида погрешности использовался доверительный интервал прогноза, который учитывал возможность предсказания значения в определенном интервале с заданной вероятностью. Чем выше вероятность, тем шире доверительный интервал. Доверительный интервал определялся с помощью следующего выражения [53]:

$$\hat{y}_{n+1} \pm t_{\alpha} \cdot S_p, \quad (3)$$

где: $\hat{y}_{n+1}$ – прогноз значения временного ряда в момент времени $n + 1$; t_{α} – значение t -статистики Стьюдента для временного ряда; S_p – значение САО.

Для определения ширины доверительного интервала при заданном PICP необходимо было определить значение t_{α} по таблицам [54].

На рисунке 4 представлен график с результатами прогнозирования энергопотребления с PICP = 0,95.

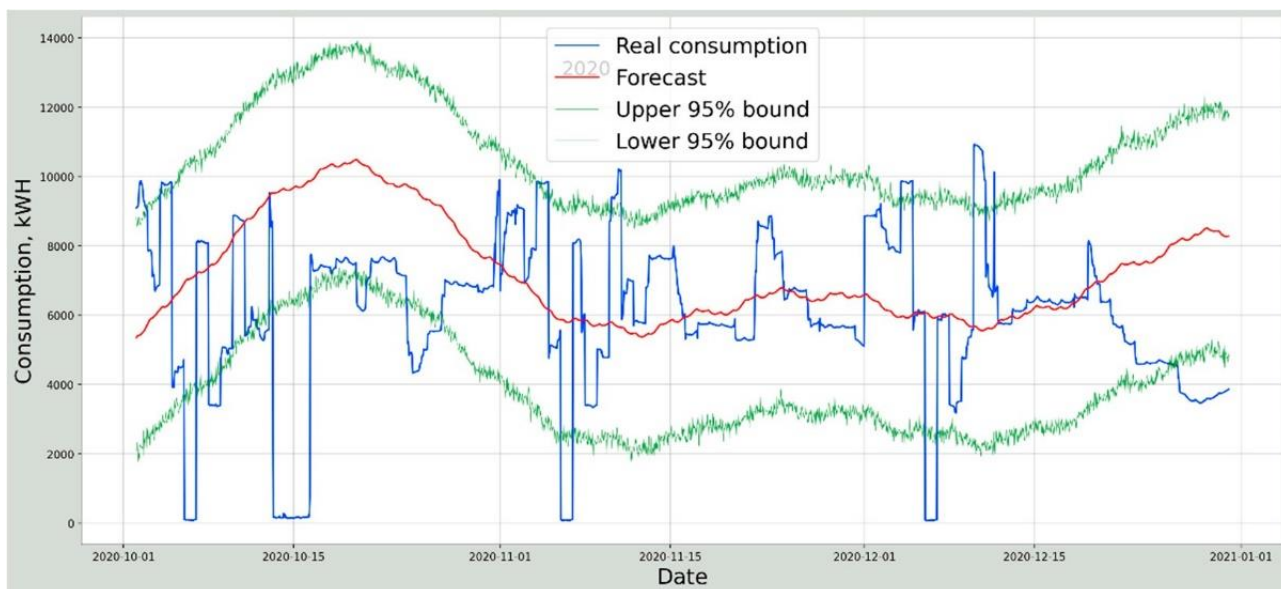


Рис. 4. Результаты прогноза по модели авторегрессии

Средняя абсолютная ошибка (САО) для этой модели составила 2104 кВт·ч. Профиль прогноза имел ярко выраженную месячную сезонность, однако нерегулярность графика нагрузки не учитывалась.

Отклонение доверительного интервала составило 64,4 % от среднего потребления электроэнергии.

Было проведено исследование линейной корреляции по критерию Спирмена экзогенных параметров с нагрузкой предприятия (табл. 2):

Таблица 2

Влияние экзогенных параметров на график нагрузки.

Параметр	Объем производства	Год	Месяц	Day	День недели	Час
Корреляция	0,77	0,16	0,11	0,15	0,05	0,05

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что планируемый объем производства в наибольшей степени влияет на объем потребления электроэнергии.

Введение дополнительного регрессионного ряда в аддитивную авторегрессионную модель было описано в статье [55].

Следующим шагом стало введение в модель экзогенных параметров. В качестве внешнего фактора был использован бизнес-план по объему компримирования газа на компрессорной станции, который являлся основным производственным процессом.

Результат прогнозирования по данной модели представлен на рисунке 5.

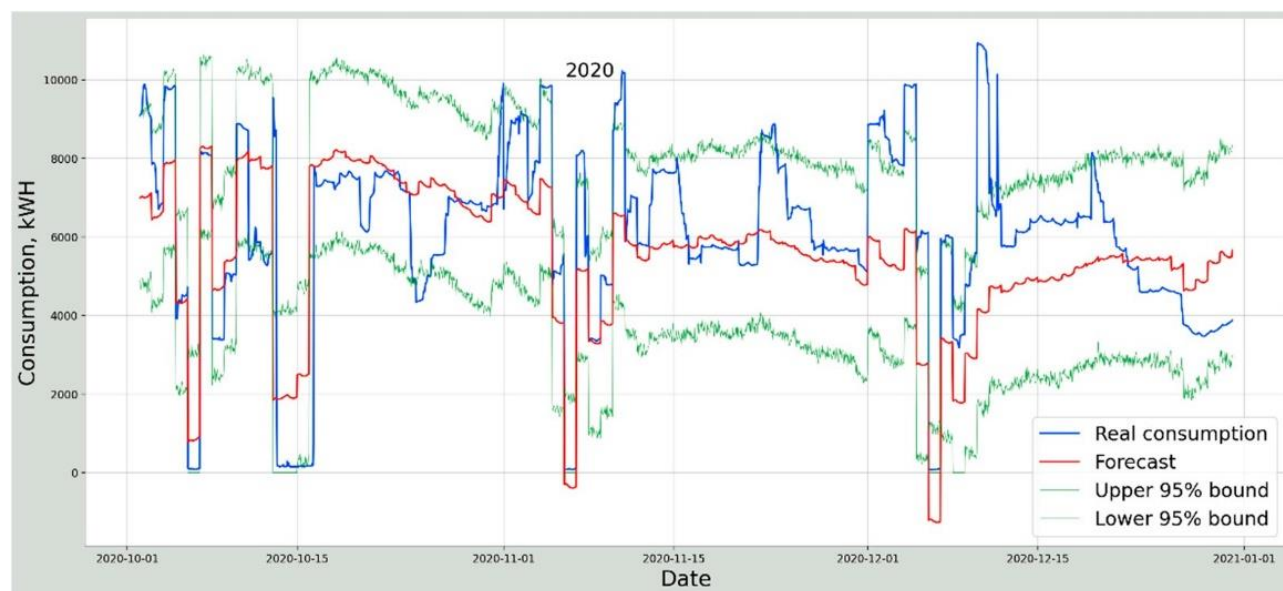


Рис. 5. Использование экзогенных параметров в модели авторегрессии

Средняя абсолютная ошибка прогноза составила 1324 кВт·ч.

Отклонение доверительного интервала составило 41,2 % от среднего потребления электроэнергии.

Из графика можно сделать вывод, что экзогенные параметры позволили с определенной степенью эффективности учесть неравномерность графика, исходя из микрофакторов предприятия, но сезонность все же была учтена и ухудшила модель.

Поскольку коэффициент неравномерности недельного графика нагрузки был ниже 0,4, можно было сделать вывод, что для эффективного прогноза нет необходимости учитывать исторические данные, а также предыдущие наблюдения. Это основная причина, по которой нейронные сети ДКВП неэффективны для прогнозирования нагрузки такого рода: нейронная сеть с долговременной и кратковременной памятью использует предыдущие значения временного ряда наряду с другими внешними факторами.

Для определения значения нагрузки от влияющих факторов была использована линейная регрессионная модель.

Результаты представлены на рисунке 6.

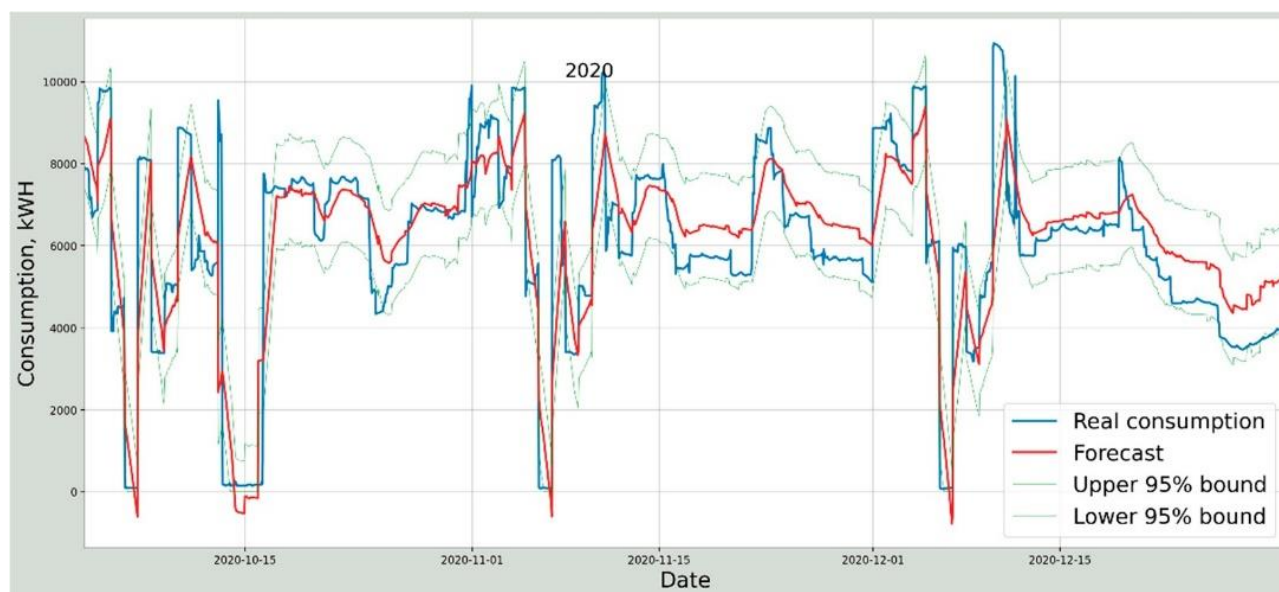


Рис. 6. Модель линейной регрессии

Средняя абсолютная ошибка составила 962 кВт·ч, что почти на 30 % меньше, чем при использовании модели с авторегрессией.

Отклонение доверительного интервала составило 20,8 % от среднего энергопотребления.

Согласно таблице 2, линейная корреляция была выше 0,5 только для параметра «Объем производства». Необходимо было проверить гипотезу о том, что зависимость графика потребления от других характеристик является нелинейной функцией.

Чтобы учесть нелинейность графика, мы использовали градиентный бустинг для регрессии. Модель градиентного усиления – это метод машинного обучения, в котором для обучения и прогнозирования используется дерево решений, основанное на признаках.

Цель алгоритма прогнозирования – уменьшить ошибку между прогнозируемым и реальным значением. Ошибка определяется следующим выражением [53]:

$$L(y, y^p) = MAE = \sum |y_i - y_i^p|, \quad (4)$$

где y_i – реальное целевое значение, y_i^p – прогнозируемое целевое значение.

Задача обучения заключается в определении минимума функции потерь:

$$\varpi = \arg \min_{\varpi} L(y, y^p), \quad (5)$$

Функция потерь – вектор, и ее результатом является скалярное значение ошибки прогнозирования.

С помощью градиента определялось направление максимального уменьшения ошибки для оптимизации времени поиска решения:

$$\nabla f(x) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right), \quad (6)$$

где $\frac{\partial f}{\partial x_n}$ – производная функции f по внешнему фактору x .

Значения внешних признаков, при которых функция ошибки достигала своего минимального значения, рассчитывались следующим образом:

$$x_t = x_{t-1} - \mu * \nabla f(x_{t-1}), \quad (7)$$

где t – номер итерации.

Для поиска минимума функции ошибки использовалось конечное число итераций.

Взаимосвязь между целевым значением (потребление электроэнергии) и экзогенными параметрами, используемыми в модели градиентного бустинга, учитывала нелинейность связи, а также категориальные переменные, такие как день недели и час суток. Алгоритм определения степени влияния экзогенных параметров на целевой признак в используемой градиентно-бустинговой модели был описан в [56]. Поскольку степень линейной корреляции между потреблением электроэнергии и бизнес-планом по компримированию газа была известна (табл. 2), был проведен сравнительный анализ корреляции экзогенных параметров относительно бизнес-плана (корреляция между бизнес-планом и потреблением электроэнергии была принята равной 0,77 в соответствии с табл. 2). Результаты расчета степени корреляции признака по отношению к целевому значению представлены на рисунке 7.

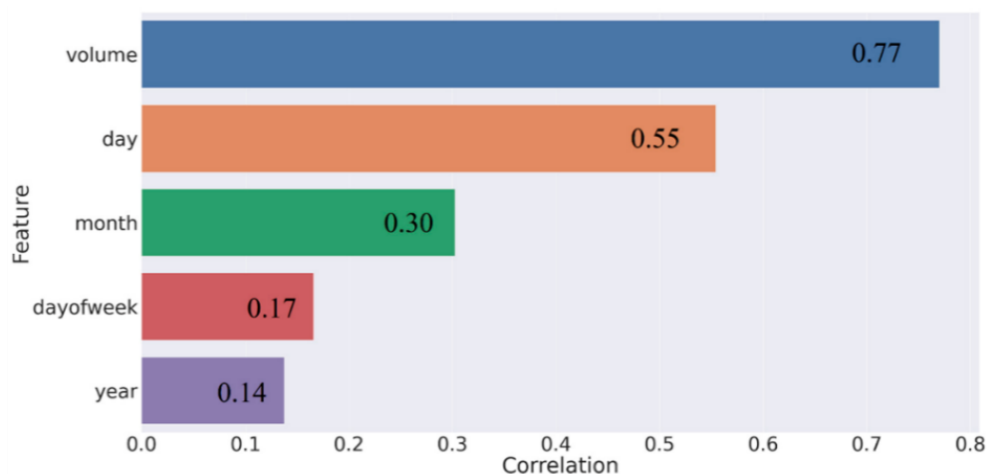


Рис. 7. Нелинейная корреляция между экзогенными факторами и потреблением электроэнергии

Из полученных результатов можно сделать вывод, что нелинейная корреляция между характеристиками и энергопотреблением была гораздо выше.

Модель прогнозирования обучалась путем определения комбинации внешних признаков, при которой значение ошибки было минимальным. С помощью известных внешних признаков на основе обученной модели стало возможным прогнозировать будущие значения энергопотребления. Результаты показаны на рисунке 8.

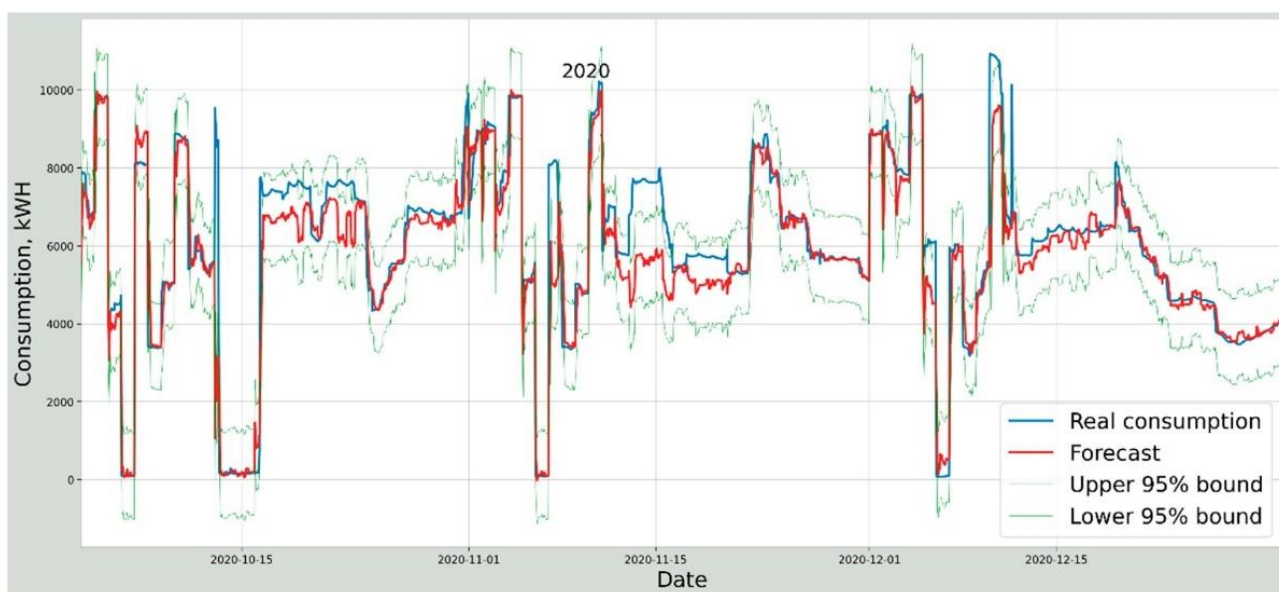


Рис. 8. Модель регрессии с градиентным бустингом

Средняя абсолютная ошибка прогноза составила 521 кВт·ч.

Отклонение доверительного интервала составило 18,4 % от среднего потребления электроэнергии. Этот результат продемонстрировал большую уверенность в точности прогноза по сравнению с алгоритмами, рассмотренными ранее.

Из графика можно сделать вывод, что использование градиентного бустинга позволило наиболее точно спрогнозировать энергопотребление предприятия на основе экзогенных и эндогенных параметров. Соответственно, при увеличении количества экзогенных параметров ошибка прогноза будет уменьшаться.

Результаты использования различных моделей для прогнозирования энергопотребления приведены в таблице 3.

Таблица 3

Сравнение алгоритмов прогнозирования

Модель	Средняя абсолютная ошибка, кВт·ч	Среднеквадратическая ошибка, кВт·ч	Средняя абсолютная ошибка в %	Ширина интервала прогноза, %
Авторегрессионная модель	2104	3119	40 %	64,4 %
Авторегрессионная модель с экзогенными параметрами	1324	1806	25 %	41,2 %
Линейная регрессия	962	1070	18 %	20,8 %
Регрессия с применением градиентного бустинга	521	758	10 %	18,4 %

3.2. Влияние точности прогноза графика нагрузки на величину оплаты за электроэнергию

Метрикой оценки любого прогноза является отклонение реальных значений от прогнозируемых. Основной задачей прогнозирования является снижение ошибки прогноза, однако реальные значения зависят от бесконечного количества факторов, и даже с учетом огромного количества внешних факторов отклонение реального графика нагрузки от планового неизбежно.

При превышении заявленного потребления электроэнергии для предприятия неизбежны значительные штрафные санкции, поэтому следующей задачей стала компенсация отклонений от планового графика нагрузки. Величина ошибки в прогнозируемом интервале представлена на рисунке 9.

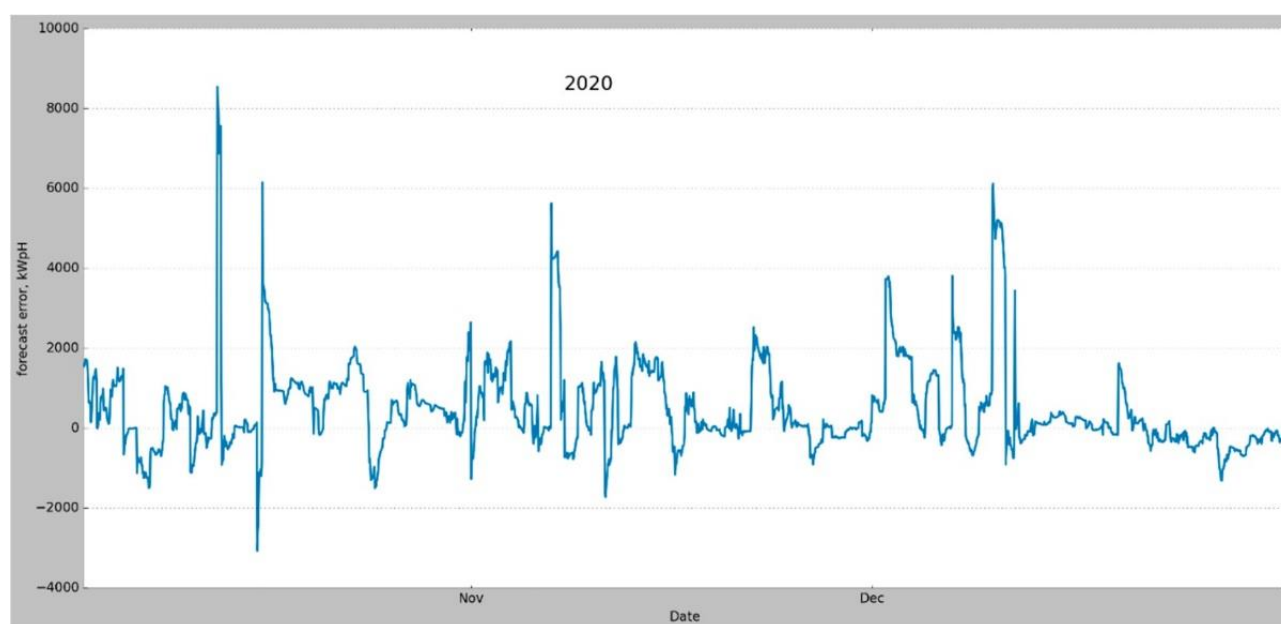


Рис. 9. Ошибка прогноза наилучшей модели

Исходя из графика на рисунке 9, можно сделать вывод, что отклонения прогноза от фактических значений были характерны как в сторону увеличения, так и в сторону уменьшения.

Количество превышений факта над прогнозом – 1181. Среднее значение – 724 кВт·ч.

Количество недооценки факта над прогнозом – 979. Среднее значение – 276 кВт·ч.

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что прогнозируемые значения потребления электроэнергии были выше и ниже фактических значений на графике примерно с одинаковой частотой из-за приближения прогнозируемого значения к среднему, однако в случаях, когда фактическое потребление было выше прогнозируемого, величина ошибки была значительно больше, чем когда потребление было ниже прогнозируемого. Это явление объясняется тем, что при неравномерном графике потребления электроэнергии возникали значительные пики, которые трудно было предсказать, что приводило к увеличению пикового потребления предприятия и, как следствие, к значительному росту затрат на электроэнергию. Целью данного исследования являлась компенсация пиков потребления электроэнергии с помощью СНЭ.

Алгоритм формирования стоимости электроэнергии и мощности при превышении потребления над заявленным максимумом имел общие принципы в разных странах. В статье [57] рассматривается способ снижения пиков потребления в энергосистеме Чили с помощью ветрогенераторов и анализируются существующие в стране методы формирования стоимости электроэнергии для поддержания баланса частоты и активной мощности в системе.

Вопросы регулирования параметров энергосистемы и формирования стоимости электроэнергии на примере энергосистемы Нидерландов рассмотрены в [58].

Электроэнергетические системы, построенные на основе конкурентного рынка, в силу особенностей электроэнергии как товара, базируются на едином алгоритме формирования стоимости электроэнергии. Стоимость электроэнергии, определенная за сутки до текущей, корректировалась в связи с расхождением планового потребления с фактическим. Основная добавленная стоимость формировалась в связи с необходимостью включения новых генерирующих мощностей и загрузки менее эффективных и более дорогих генераторов. Далее, на примере рассматриваемого предприятия, был описан алгоритм формирования стоимости электроэнергии на балансирующем рынке.

В соответствии с прогнозом нагрузки энергосистемы системный оператор формировал плановые часы пиковой нагрузки на предстоящий период, которые ежегодно публиковались в открытом доступе [59].

На рисунке 10 приведен пример графика потребления электроэнергии для всех потребителей в регионе расположения предприятия (энергосистема Сибири) на 6 августа 2021 года, на котором красным цветом выделен максимум потребления электроэнергии (с 7:00 до 8:00)

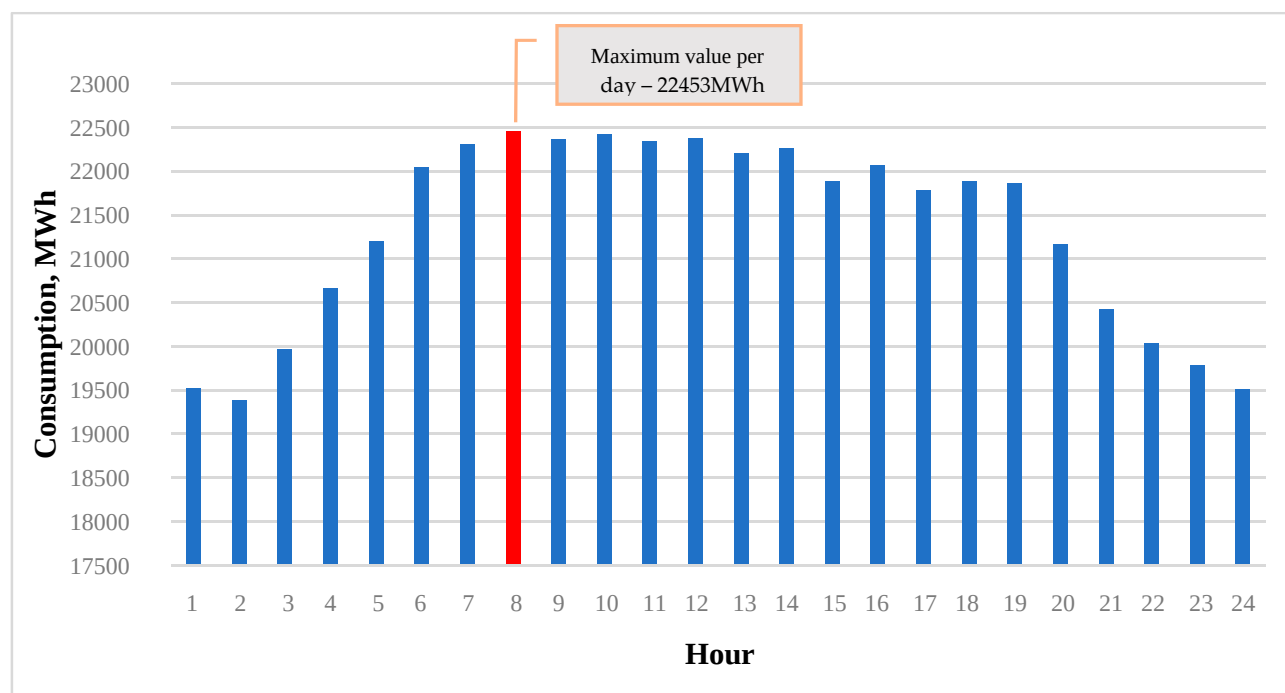


Рис. 10. Факт потребления энергосистемы Сибири 6 августа 2021 года

8-й час (с 7:00 до 8:00) был пиковым часом в этот день, 6 августа 2021 года.

Максимальное прогнозируемое почасовое потребление было рассчитано как максимальное потребление электроэнергии потребителем в час дня из определенных часов максимальной нагрузки энергосистемы. На основании этих данных системный оператор определял цену, которая сложится на балансирующем рынке и по которой участники будут продавать или покупать отклонения фактического потребления от планового. Из-за метода расчета этих параметров возникал так называемый дисбаланс балансирующего рынка – предварительные требования продавцов (генерации) были выше предварительных обязательств покупателей. Таким образом, чтобы удовлетворить заявки генерации, разница между требованиями и обязательствами относилась на каждый кВт, купленный или проданный на балансирующем рынке, по объему покупателей (т.е. уменьшала цену продажи для покупателей и увеличивала цену покупки). Кроме того, стоимость каждого кВт увеличивалась на величину, определяемую как средневзвешенная стоимость запуска генерирующего оборудования для поддержания баланса активной мощности в системе при отклонении графика от заданного.

Итоговая стоимость электроэнергии на балансирующем рынке рассчитывалась по следующей формуле [60]

$$P^{cons} = P^{DAM} + P^{BM} + P^{UB}, \quad (8)$$

где: P^{cons} – цена 1 кВт электроэнергии для потребителя на балансирующем рынке; P^{DAM} – цена, определяемая для расчетов на рынке на сутки вперед; P^{BM} – увеличение цены на электроэнергию на балансирующем рынке; P^{UB} – цена небаланса.

Полученная цена обычно значительно превышала цену электроэнергии на рынке на сутки вперед. Поэтому, чтобы снизить затраты на покупку электроэнергии, необходимо было уменьшить количество отклонений от планового графика потребления. Для этого использовались различные методы:

1. Изменение режима работы производственного оборудования.
2. Изменение режима работы систем кондиционирования, отопления и водоснабжения.
3. Использование собственных источников малой генерации.
4. Использование аккумуляторных батарей для перераспределения пиков потребления.

Методы 1 и 2 могут нанести ущерб производству, а упущенная выгода может оказаться выше, чем экономия на стоимости электроэнергии.

Методы 3 и 4 могут быть использованы как для оптимизации графика потребления, так и для участия в системе реагирования на спрос.

В данной работе алгоритм использования систем накопления энергии рассматривался как способ уменьшить отклонения фактического графика потребления электроэнергии от запланированного.

3.3. Использование систем хранения энергии для повышения эффективности энергоснабжения

Использование систем хранения энергии для выравнивания кривой нагрузки актуально для энергосистем многих развитых и развивающихся стран в связи с увеличением доли использования возобновляемых источников энергии, которые зависят от внешних факторов и характеризуются низкой маневренностью, таких как ветрогенераторы и солнечные батареи. Использование систем накопления энергии в китайской энергосистеме рассматривается в [61]. Использование систем накопления энергии в чилийской энергосистеме рассматривается в [62].

Использование аккумуляторных батарей для выравнивания графика электропотребления предприятий описано в [63]. В статье представлены результаты моделирования электротехнического комплекса с использованием гибридной СНЭ, однако выбор оптимальной мощности СНЭ не рассматривается.

Использование СНЭ для снижения пиков потребления различных типов потребителей в Бельгии описано в [64]. Использование СНЭ для оптимизации системы электроснабжения предприятий рассмотрено в [65].

Структурная схема использования СНЭ на предприятии представлена на рисунке 11.

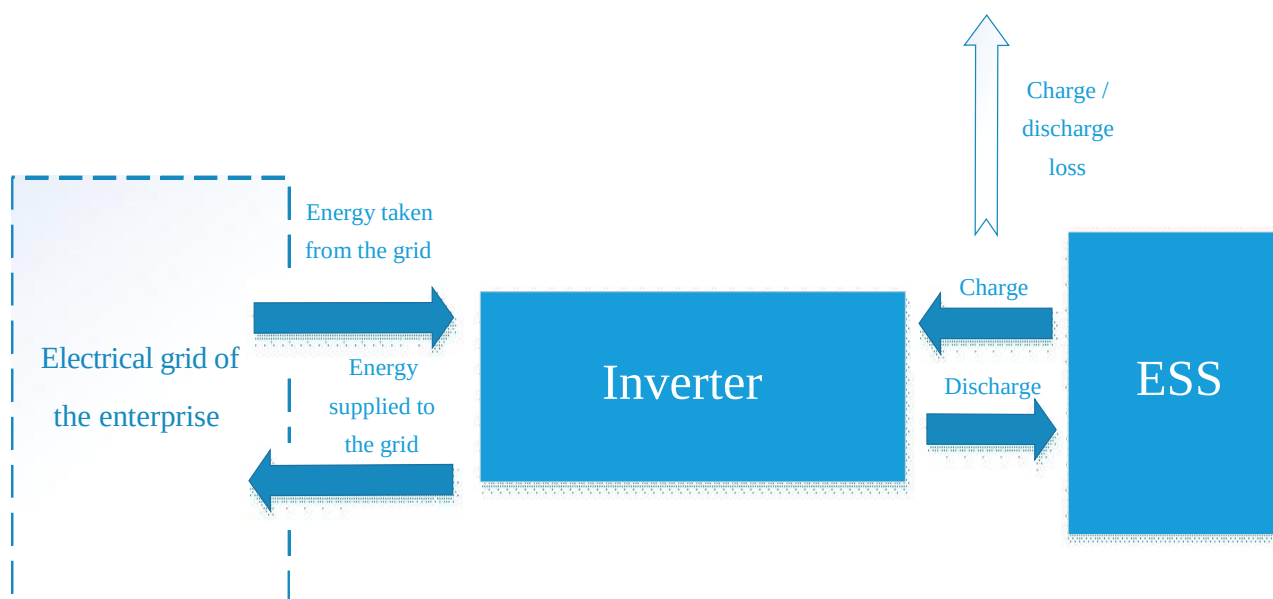


Рис. 11. Блок-схема источника питания с использованием СНЭ

Далее был предложен алгоритм выбора емкости систем накопления энергии (аккумуляторов) для уменьшения разницы между фактическим и прогнозируемым значениями нагрузок.

На рисунке 12 представлен график распределения ошибки прогноза во времени на примере одного дня.

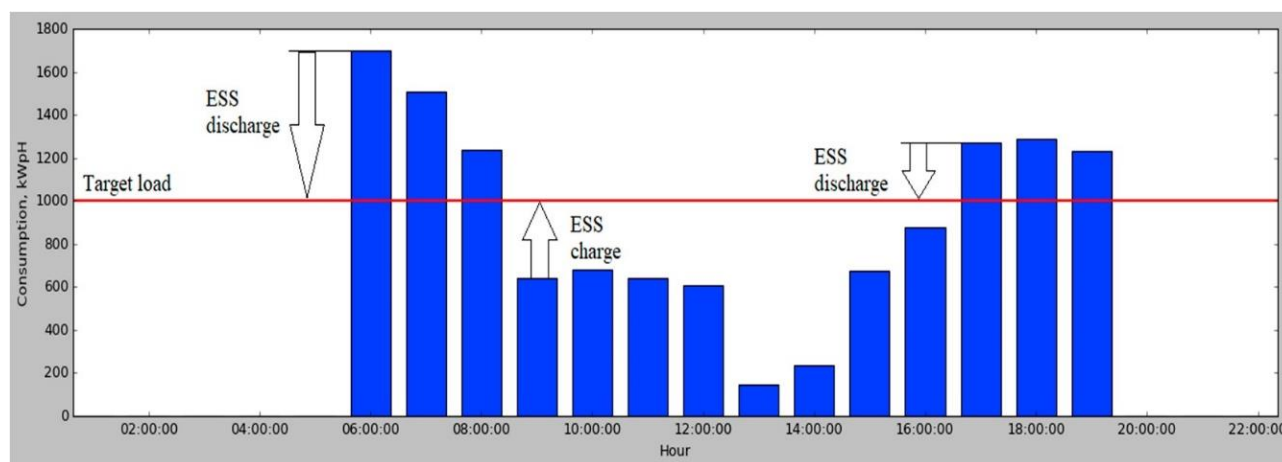


Рис. 12. Компенсация отклонений потребления от заявленного плана в течение дня

Для поиска оптимального значения мощности СНЭ при известных значениях ошибки прогноза был использован эволюционный генетический алгоритм.

Задача оптимизации максимальной рабочей емкости системы хранения энергии свелась к определению оптимального значения емкости, при котором в расчетный день достигается следующее значение максимального потребления электроэнергии:

$$\max\{[f_1(|y_i - \hat{y}_i|), f_2(|y_i - \hat{y}_i|), f_3(|y_i - \hat{y}_i|), \dots, f_n(|y_i - \hat{y}_i|)]\} \rightarrow \min, \quad (9)$$

где: i – час дня, в который контролировалось максимальное энергопотребление из-за совпадения с пиковой нагрузкой энергосистемы; y_i – фактическое значение энергопотребления предприятия; $\hat{y}_i$ – прогнозное значение энергопотребления предприятия; n – размер рассматриваемой выборки (горизонт прогнозирования), по результатам которой принималось решение о выборе оптимальной мощности.

Ограничения для работы алгоритма:

$$W_i = W_{i-1} + P_i * t, \quad (10)$$

$$W_i \geq W_{min}, \quad (11)$$

$$P_i \leq P_{max}, \quad (12)$$

$$0 \leq T_i \leq 70, \quad (13)$$

$$i \rightarrow min \quad (14)$$

где: W_i – значение мощности СНЭ в час суток, кВт·ч; P_i – мощность, выдаваемая СНЭ в сеть в момент времени, кВт; W_{min} – минимальная рабочая мощность, кВт·ч; T_i – фактическая температура СНЭ; P_{max} – допустимая максимальная энергия, поставляемая СНЭ в сеть.

Также было введено ограничение на минимальное количество циклов заряда-разряда в сутки.

Программный код, реализующий генетический алгоритм, был реализован на языке программирования Python 3.8 в программной среде PyCharm. Работа алгоритма вместе с прогнозом энергопотребления для определения оптимальной мощности показана на рисунке 13.

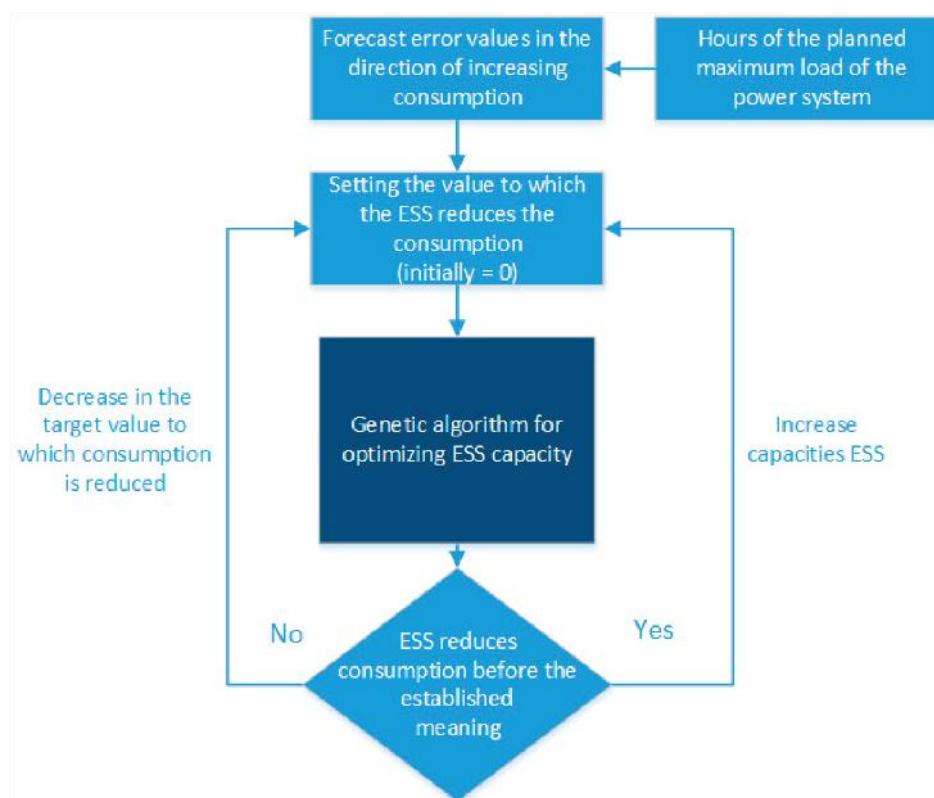


Рис. 13. Алгоритм выбора емкости СНЭ.

Очевидно, что максимальное снижение погрешности будет достигнуто при максимальной емкости батареи, но зачастую стоимость установки СНЭ превышала возможные штрафы за превышение заданного графика энергопотребления. Поэтому для определения эффективности батареи для конкретного графика нагрузки использовалась следующая формула:

$$\eta = \frac{\Delta P}{C}, \quad (15)$$

где: η – производительность СНЭ; ΔP – снижение энергопотребления; C – емкость аккумулятора.

Результат выбора оптимальной емкости СНЭ показан на рис. 14:

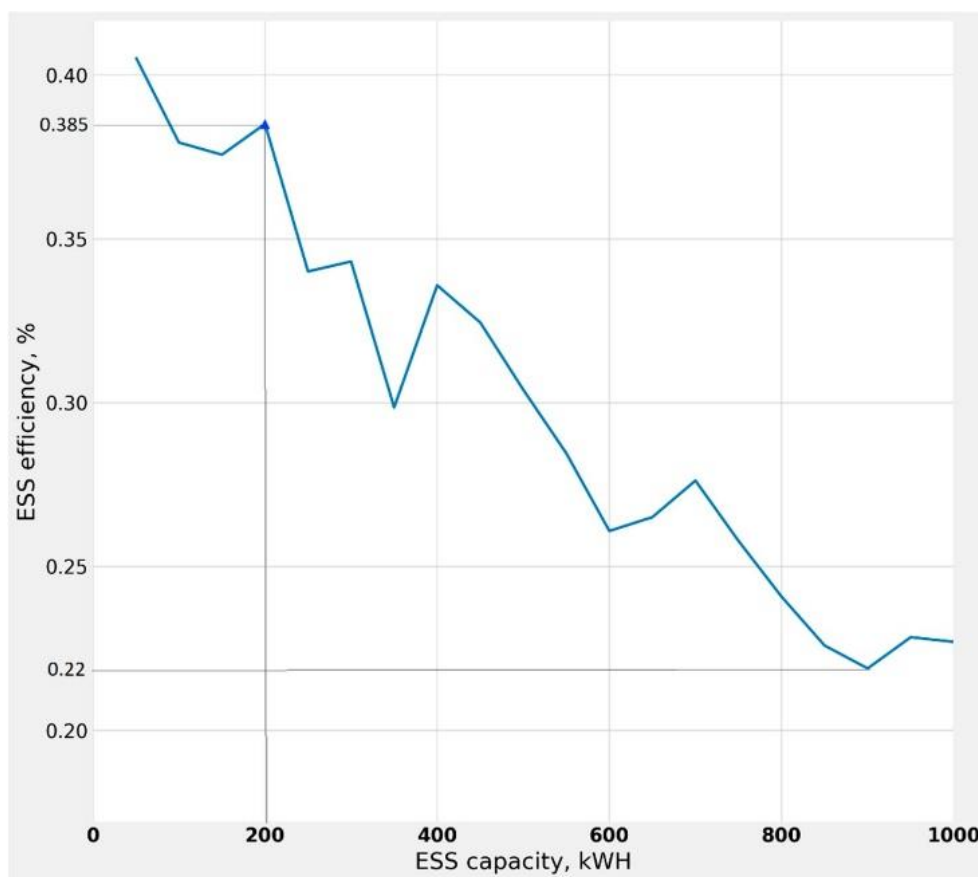


Рис. 14. Эффект от использования СНЭ

Результаты, представленные на рисунке 14, позволили сделать вывод, что эффективность использования СНЭ может быть увеличена до 75 % (с 0,22 до 0,385). Результаты работы алгоритма:

- Оптимальная эффективная мощность СНЭ – 200 кВт.
- Среднее снижение энергопотребления – 77 кВт.
- Эффективность работы СНЭ – 38,5 %.

4. Обсуждение

Эффект от использования системы накопления энергии на предприятии был достигнут за счет:

- 1) прямого снижения отклонений фактического потребления электроэнергии от заявленного плана;
- 2) участие в системе реагирования на спрос;
- 3) использование накопителей энергии для обеспечения требуемого качества напряжения;
- 4) обеспечение надежности электроснабжения особо критичных категорий потребителей.

Экономический эффект по пунктам 3-4 может быть рассчитан только косвенно, так как отклонение параметров электроэнергии от нормативных может повлиять на отказ оборудования или снижение технических характеристик. Кроме того, ущерб от аварийных отключений электроэнергии на предприятии может быть определен только статистически на основе исторических данных.

В данной работе был проведен расчет положительного экономического эффекта от использования систем накопления энергии при участии в системе реагирования на спрос и снижении отклонений графика нагрузки от планового.

В соответствии с выражением шесть была рассчитана стоимость отклонений фактического потребления электроэнергии от заявленного плана по месяцам при следующих характеристиках СНЭ (табл. 4).

Таблица 4

Исходные данные для расчета экономического эффекта

Объект	Параметр
Эффективная мощность СНЭ, кВт/ч	200
Средняя стоимость электроэнергии, USD/кВт·ч	0,046*
Продолжительность снижения нагрузки при управлении спросом, час	4
Оплата за участие в системе реагирования на спрос, USD/кВт·ч	7,15*

* стоимость кВт·ч была пересчитана из валюты РФ в доллары по курсу Московской биржи на 22 сентября 2021 года – 15:09 по московскому времени.

Результаты расчета экономического эффекта приведены в таблице 5:

Таблица 5

Расчетный экономический эффект от использования аккумуляторных батарей мощностью 200 кВт в 2020 г.

Месяц	Эффект от сокращения отклонений, долл.	Эффект от участия в программе реагирования на спрос, долл.	Эффект от результата, долл.	Относительное снижение расходов на электроэнергию, %
1	106,53	357,53	464,07	0,25
2	142,62	357,53	500,15	0,24
3	116,11	357,53	473,65	0,27
4	86,53	357,53	444,06	0,15
5	77,44	357,53	434,98	0,23
6	129,14	357,53	486,68	0,53
7	194,45	357,53	551,98	0,29
8	187,80	357,53	545,34	0,42
9	253,51	357,53	611,04	0,31
10	164,31	357,53	521,84	0,25
11	212,42	357,53	569,95	0,27
12	244,30	357,53	601,84	0,29
Всего	1915,17	4290,41	6205,58	0,27

На данном этапе исследования полученные результаты позволили спрогнозировать эффективность использования установленной мощности СНЭ для компенсации отклонений от запланированного энергопотребления. Предложенный в данном исследовании алгоритм прогнозирования был применим для предприятий с различными типами производства, так как модель прогнозирования хорошо подходила для неравномерной кривой нагрузки. Из-за ограниченного объема статьи не было рассмотрено влияние СНЭ на качество электроэнергии потребителя, а также необходимые требования к релейной защите и автоматике при двунаправленных перетоках электроэнергии. В дальнейших исследованиях будут рассмотрены эти вопросы, а также оптимизация графика потребления электроэнергии с помощью систем накопления энергии в условиях использования распределенных источников генерации: традиционных и на основе возобновляемых источников энергии.

Рассмотрен механизм управления спросом на потребление электроэнергии путем прогнозирования электроэнергии при использовании в модели экзогенных параметров, наиболее сильно влияющих на график электропотребления. Наиболее значимым фактором для компрессорной станции оказался планируемый объем сжатия газа. При добавлении экзогенных параметров в модель прогнозирования средняя абсолютная ошибка прогноза с горизонтом прогнозирования 3 месяца для неравномерного графика электропотребления снизилась с 40 % до 10 %.

Алгоритм определения оптимальной мощности позволил снизить оплату электроэнергии на 0,25 % при использовании СНЭ в условиях газокomppressorного предприятия, а также достичь эффективности использования установленной мощности СНЭ в 38,5 %.

Авторы статьи [66] положительно оценивают перспективы роста использования аккумуляторных батарей в качестве систем накопления энергии и дальнейшего применения таких систем в концепции «Интеллектуальная сеть» (Smart Grid)».

В дальнейших исследованиях планируется рассмотреть влияние многократных циклов заряда-разряда СНЭ на срок службы батарей и влияние на качество электроэнергии предприятия.

Другим важным вопросом является оценка повышения надежности электроснабжения особо критичных групп потребителей, для которых СНЭ может служить резервным источником электроснабжения [65]. Было определено влияние экзогенных параметров на график электропотребления, что позволило сделать вывод о том, что при небольшом количестве экзогенных параметров модель прогнозирования может адаптироваться даже к неравномерному графику нагрузки с сильным разбросом значений.

5. Выводы

Повышение эффективности систем хранения энергии играет важную роль в глобальном развитии электроэнергетики. Результаты, полученные в данной статье, позволили использовать ресурс СНЭ с максимальной эффективностью, что может привести к увеличению доли СНЭ в установленной мощности энергосистемы. Одним из наиболее значимых эффектов развития солнечных источников энергии стало повышение эффективности использования возобновляемых источников энергии, а также повышение эффективности работы генерирующего оборудования в целом, так как перенос пиков потребления с помощью накопителей энергии позволяет использовать более эффективную генерацию.

На данном этапе исследования полученные результаты позволили спрогнозировать эффективность использования установленной мощности СНЭ для компенсации отклонений от запланированного энергопотребления. Предложенный в данном исследовании алгоритм прогнозирования был применим для предприятий с различными типами производства, так как модель прогнозирования хорошо подходила для неравномерной кривой нагрузки. В связи с ограниченностью объема статьи не было рассмотрено влияние СНЭ на качество электроэнергии потребителя, а также необходимые требования к релейной защите и автоматике при двунаправленных потоках электроэнергии. В дальнейших научных работах будут рассмотрены эти вопросы, а также оптимизация графика потребления электроэнергии с использованием систем накопления энергии в условиях применения распределенных источников генерации: традиционных и на основе возобновляемых источников энергии.

Результаты, полученные в данной статье, позволили использовать ресурс СНЭ с максимальной эффективностью, что может привести к увеличению доли СНЭ в установленной мощности энергосистемы. Одним из наиболее значимых эффектов развития солнечных источников энергии стало повышение эффективности использования возобновляемых источников энергии, а также повышение эффективности генерирующего оборудования в целом, так как перенос пиков потребления с помощью накопителей энергии позволяет использовать более эффективную генерацию.

В данной статье исследована возможность внедрения СНЭ в энергосистему предприятия с неравномерным графиком энергопотребления на основе долгосрочного прогнозирования. Исследованы характеристики графика электропотребления, выявлены эндогенные и экзогенные составляющие, проанализировано их влияние на прогноз. Проведено сравнение различных алгоритмов прогнозирования, их преимуществ и недостатков. Проведен анализ отклонений прогнозных значений от фактических и разработан алгоритм работы СНЭ, компенсирующий отклонения фактических значений от прогнозных. Определена оптимальная мощность СНЭ для компенсации отклонений фактических значений нагрузки от плановых. Определен дополнительный экономический эффект от использования СНЭ в программе управления спросом.

Основные преимущества результатов данного исследования перед существующими методами:

- Выявлены недостатки прогнозирования с использованием авторегрессионных и статистических моделей для графика электропотребления с высоким коэффициентом неравномерности.

- Долгосрочное прогнозирование на основе деревьев решений с использованием экзогенных параметров и градиентного наращивания для поиска решений при высоком коэффициенте неравномерности графика нагрузки позволило снизить ошибку прогноза в четыре раза на горизонте прогнозирования 3 месяца.
- Алгоритм выбора оптимальной мощности СНЭ позволил добиться повышения эффективности использования накопителей почти в два раза, что существенно снизит капитальные затраты на установку СНЭ.

Вклад авторов: Разработка идеи, Н.Д.С. и Д.А.У.; подбор и анализ литературы, Н.Д.С. и Д.А.У.; методология, Н.Д.С. и Д.А.У.; сбор и обработка данных, Н.Д.С.; разработка алгоритмов прогнозирования, Н.Д.С.; разработка концепции, Н.Д.С. и Д.А.У.; создание алгоритма выбора мощности СНЭ, Н.Д.С.; общий контроль и редактирование, Д.А.У.; руководство исследованиями, Д.А.У. Все авторы прочитали и согласились с опубликованной версией рукописи.

Финансирование: Исследование выполнено за счет средств субсидии на выполнение государственного задания в сфере научной деятельности на 2021 г. № ФСРВ-2020-0014.

Заявление о доступности данных: На доступность данных наложены ограничения. Данные получены от ООО «ГАЗПРОМ ТРАНСГАЗ ТОМСК» и доступны авторам с разрешения ООО «ГАЗПРОМ ТРАНСГАЗ ТОМСК».

Конфликты интересов: Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

Сокращения

В данной рукописи используются следующие сокращения:

СНЭ	система хранения энергии
ВИЭ	возобновляемые источники энергии
NSIBA	алгоритм недоминируемой сортировки
АЭС	атомные электростанции
ГЭС	тепловые электростанции
ТЭЦ	комбинированные теплоэлектростанции
РС	реакция на спрос
ТЭС	тепловые электростанции
ГПА	газоперекачивающий агрегат
FACTS	гибкие альтернативные системы передачи тока
ПТ	постоянный ток
ДКВП	долгая кратковременная память
PICP	вероятность охвата интервала прогнозирования
ARIMA	авторегрессионное интегрированное скользящее среднее
CAO	средняя абсолютная ошибка

ЛИТЕРАТУРА

1. Song, C.H. Exploring and Predicting the Knowledge Development in the Field of Energy Storage: Evidence from the Emerging Startup Landscape. *Energies* 2021, 14, 5822. <http://doi.org/10.3390/en14185822>
2. What the Duck Curve Tells Us About Managing a Green Grid, California Independent System Operator. 2013. Available online: [Large.stanford.edu/courses/2015/ph240/burnett2/docs/flexible.pdf](https://large.stanford.edu/courses/2015/ph240/burnett2/docs/flexible.pdf) (accessed on 27 October 2021).
3. Hou, Q.; Zhang, N.; Du, E.; Miao, M.; Peng, F.; Kang, C. Probabilistic duck curve in high PV penetration power system: Concept, modeling, and empirical analysis in China. *Appl. Energy* 2019, 242, 205–215. <http://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.067>
4. Nevzorova, T.; Kutcherov, V. The Role of Advocacy Coalitions in Shaping the Technological Innovation Systems: The Case of the Russian Renewable Energy Policy. *Energies* 2021, 14, 6941. <http://doi.org/10.3390/en14216941>
5. Yang, Y.; Lian, C.; Ma, C.; Zhang, Y. Research on Energy Storage Optimization for Large-Scale PV Power Stations under Given Long-Distance Delivery Mode. *Energies* 2020, 13, 27. <http://doi.org/10.3390/en13010027>
6. Alipour, M.; Stewart, R.A.; Sahin, O. Beyond the Diffusion of Residential Solar Photovoltaic Systems at Scale: Allegorising the Battery Energy Storage Adoption Behaviour. *Energies* 2021, 14, 5015. <http://doi.org/10.3390/en14165015>
7. Torabi, R.; Gomes, A.; Morgado-Dias, F. The Duck Curve Characteristic and Storage Requirements for Greening the Island of Porto Santo. In Proceedings of the 2018 Energy and Sustainability for Small Developing Economies (ES2DE), Funchal, Portugal, 9–12 July 2018; pp. 1–7. <http://doi.org/10.1109/es2de.2018.8494235>
8. Gajewski, P.; Pieńkowski, K. Control of the Hybrid Renewable Energy System with Wind Turbine, Photovoltaic Panels and Battery Energy Storage. *Energies* 2021, 14, 1595. <http://doi.org/10.3390/en14061595>
9. Qie, X.; Zhang, R.; Hu, Y.; Sun, X.; Chen, X. A Multi-Criteria Decision-Making Approach for Energy Storage Technology Selection Based on Demand. *Energies* 2021, 14, 6592. <http://doi.org/10.3390/en14206592>
10. Klaas, A.-K.; Beck, H.-P. A MILP Model for Revenue Optimization of a Compressed Air Energy Storage Plant with Electrolysis. *Energies* 2021, 14, 6803. <http://doi.org/10.3390/en14206803>
11. Mongird, K.; Viswanathan, V.; Balducci, P.; Alam, J.; Fotedar, V.; Koritarov, V.; Hadjerioua, B. An Evaluation of Energy Storage Cost and Performance Characteristics. *Energies* 2020, 13, 3307. <http://doi.org/10.3390/en13133307>
12. Chowdhury, N.; Pilo, F.; Pisano, G. Optimal Energy Storage System Positioning and Sizing with Robust Optimization. *Energies* 2020, 13, 512. <http://doi.org/10.3390/en13030512>

13. Szott, M.; Jarnut, M.; Kaniewski, J.; Pilimon, L.; Werminiński, S. Fault-Tolerant Control in a Peak-Power Reduction System of a Traction Substation with Multi-String Battery Energy Storage System. *Energies* 2021, 14, 4565. <http://doi.org/10.3390/en14154565>
14. Sun, T.; Zeng, L.; Zheng, F.; Zhang, P.; Xiang, X.; Chen, Y. Two-Layer Optimization Model for the Siting and Sizing of Energy Storage Systems in Distribution Networks. *Processes* 2020, 8, 559. <http://doi.org/10.3390/pr8050559>
15. Yun, P.; Ren, Y.; Xue, Y. Energy-Storage Optimization Strategy for Reducing Wind Power Fluctuation via Markov Prediction and PSO Method. *Energies* 2018, 11, 3393. <http://doi.org/10.3390/en11123393>
16. Wang, Z.; Negash, A.; Kirschen, D.S. Optimal scheduling of energy storage under forecast uncertainties. *IET Gener. Transm. Distrib.* 2017, 11, 4220–4226. <http://doi.org/10.1049/iet-gtd.2017.0037>
17. Han, K.B.; Jung, J.; Kang, B.O. Real-Time Load Variability Control Using Energy Storage System for Demand-Side Management in South Korea. *Energies* 2021, 14, 6292. <http://doi.org/10.3390/en14196292>
18. Ivanchenko, O.S. Sustainable development of the organization. *Eur. Sci.* 2016, 11, 44–47.
19. Lebedev, V.; Rubanov, I.; Sivakov, D. Est' u reformy nachalo, net u reformy kontsa. *Ekspert* 2012, 20, 16–22. Available online: <https://expert.ru/expert/2012/20/est-u-reformy-nachalo-net-u-reformy-kontsa/> (accessed on 27 October 2021).
20. Electricity: Time to Cut Costs. Energy Bulletin of the Analytical Center under the Government of the Russian Federation. 2016. Available online: <http://ac.gov.ru/files/publication/a/9764.pdf> (accessed on 27 October 2021).
21. Cost of Electricity by Source. Available online: https://ru.abcdef.wiki/wiki/Cost_of_electricity_by_source (accessed on 27 October 2021).
22. Sidorovskaya, N. Demand Management in the World Electricity Markets. *Pro. J.* 2015, 7, 28–34.
23. Rudakov, A.D. Evaluating the efficiency of energy management using demand response technology in Russia. *Scythian* 2020, 44, 329–333.
24. Tellidou, A.C.; Bakirtzis, A. Agent-Based Analysis of Capacity Withholding and Tacit Collusion in Electricity Markets. *IEEE Trans. Power Syst.* 2007, 22, 1735–1742. <http://doi.org/10.1109/TPWRS.2007.907533>
25. Albadi, M.H.; El-Saadany, E.F. Demand Response in Electricity Markets: An Overview. In Proceedings of the 2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting, Tampa, FL, USA, 24–28 July 2007; pp. 1–5. <http://doi.org/10.1109/PES.2007.385728>
26. Kirschen, D.S. Demand-side view of electricity markets. *IEEE Trans. Power Syst.* 2003, 18, 520–527. <http://doi.org/10.1109/TPWRS.2003.810692>
27. Bayer, B. Demand Response – Is the USA a Role Model for Germany? Analysis of the Integration of Demand Response into the American Capacity and Balancing Markets – IASS Working Paper. 2014. Available online: https://publications.iass-potsdam.de/pubman/faces/ViewItemOverviewPage.jsp?itemId=item_1157897 (accessed on 27 October 2021).
28. Cai, Y.; Liu, Y.; Tang, X.; Tan, Y.; Cao, Y. Increasing Renewable Energy Consumption Coordination with the Monthly Interprovincial Transaction Market. *Front. Energy Res.* 2021, 9, 355. <http://doi.org/10.3389/fenrg.2021.719419>
29. Bovera, F.; Delfanti, M.; Bellifemine, F. Economic opportunities for Demand Response by Data Centers within the new Italian Ancillary Service Market. In Proceedings of the 2018 IEEE International Telecommunications Energy Conference (INTELEC), Torino, Italy, 7–11 October 2018; pp. 1–8. <http://doi.org/10.1109/INTLEC.2018.8612440>
30. Gorshkov, A.S.; Vatin, N.I.; Rymkevich, P.P.; Kydevich, O.O. Payback period of investments in energy saving. *Mag. Civ. Eng.* 2018, 78, 65–75. <http://doi.org/10.18720/MCE.78.5>
31. Turyshcheva, A.; Voytyuk, I.; Guerra, D. Estimation of Electricity Generation by an Electro-Technical Complex with Photoelectric Panels Using Statistical Methods. *Symmetry* 2021, 13, 1278. <http://doi.org/10.3390/sym13071278>
32. The Government of the Russian Federation No. 699 dated July 20 2016 On Amendments to the Rules of the Wholesale Electricity and Power Market, Approved by the Resolution of the Government of the Russian Federation No. 1172 dated December 27, 2011. Available online: <http://government.ru/docs/23954/> (accessed on 27 October 2021).
33. JSC System Operator of the Unified Energy System (JSC SO UES). The Concept of Functioning of Aggregators of Distributed Energy Resources as Part of the Unified Energy System of Russia. Electricity Demand Management Aggregators. Available online: https://www.so-ups.ru/fileadmin/files/company/markets/dr/docs/dr_aggregator_concept.pdf (accessed on 27 October 2021).
34. Dzyuba, A.P.; Solovyova, I.A. Model of price-dependent management of an industrial enterprise energy consumption. *SHS Web Conf.* 2017, 35, 6.
35. Main Characteristics of the Russian Electric Power Industry. Available online: <https://minenergo.gov.ru/node/532> (accessed on 27 October 2021).
36. Shklyarskiy, Y.E.; Skamyin, A.N.; Shklyarskiy, A.Y. Effect of higher harmonics on electric power metering in a steel maker's power networks. *Tsvetnye Met.* 2020, 10, 64–69. <http://doi.org/10.17580/tsm.2020.10.09>
37. Voronin, V.; Nepsha, F. Simulation of the electric drive of the shearer to assess the energy efficiency indicators of the power supply system. *J. Min. Inst.* 2021, 246, 633–639. <http://doi.org/10.31897/PMI.2020.6.5>
38. Abramovich, B.N.; Veprikov, A.A.; Sychev, Y.A.; Lyakh, D.A. Use of active power transducers in industrial DC power systems supplying electrolysis cells. *Tsvetnye Met.* 2020, 2, 95–100. <http://doi.org/10.17580/tsm.2020.02.13>
39. Schipachev, A.; Dmitrieva, A. Application of the resonant energy separation effect at natural gas reduction points in order to improve the energy efficiency of the gas distribution system. *J. Min. Inst.* 2021, 248, 253–259. <http://doi.org/10.31897/PMI.2021.2.9>
40. Abramovich, B.N.; Babanova, I.S. Development of neural network models to predict and control power consumption in mineral mining industry. *Min. Inf. Anal. Bull.* 2018, 5, 206–213. <http://doi.org/10.25018/0236-1493-2018-5-0-206-213>
41. Solovieva, I.A. Price-Dependent Management of Costs for Electricity Consumption at Industrial Enterprises: Abstract of Thesis. Doctors of Economic Sciences. Chelyabinsk. 2018. Available online: <https://www.susu.ru/ru/dissertation/d-21229807/soloveva-irina-aleksandrovna> (accessed on 27 October 2021).
42. Ungureanu, S.; Topa, V.; Cziker, A.C. Analysis for Non-Residential Short-Term Load Forecasting Using Machine Learning and Statistical Methods with Financial Impact on the Power Market. *Energies* 2021, 14, 6966. <http://doi.org/10.3390/en14216966>
43. Bouktif, S.; Fiaz, A.; Ouni, A.; Serhani, M.A. Optimal Deep Learning LSTM Model for Electric Load Forecasting using Feature Selection and Genetic Algorithm: Comparison with Machine Learning Approaches. *Energies* 2018, 11, 1636. <http://doi.org/10.3390/en11071636>

44. Wang, Y.; Chen, J.; Chen, X.; Zeng, X.; Kong, Y.; Sun, S.; Guo, Y.; Liu, Y. Short-Term Load Forecasting for Industrial Customers Based on TCN-LightGBM. *IEEE Trans. Power Syst.* 2021, 36, 1984–1997. <http://doi.org/10.1109/TPWRS.2020.3028133>
45. Eeeguide. Forecasting Methodology. 2014. Available online: <http://www.eeeguide.com/forecasting-methodology/> (accessed on 27 October 2021).
46. Bogomolov, A.; Lepri, B.; Larcher, R.; Antonelli, F.; Pianesi, F.; Pentland, A. Energy consumption prediction using people dynamics derived from cellular network data. *EPJ Data Sci.* 2016, 5, 1. <http://doi.org/10.1140/epjds/s13688-016-0075-3>
47. Kang, T.; Lim, D.Y.; Tayara, H.; Chong, K.T. Forecasting of Power Demands Using Deep Learning. *Appl. Sci.* 2020, 10, 7241. <http://doi.org/10.3390/app10207241>
48. Cho, H.; Goude, Y.; Brossat, X.; Yao, Q. Modelling and Forecasting Daily Electricity Load via Curve Linear Regression. In *Modeling and Stochastic Learning for Forecasting in High Dimensions*; Antoniadis, A., Poggi, J.M., Brossat, X., Eds.; Lecture Notes in Statistics; Springer: Cham, Switzerland, 2015; Volume 217. http://doi.org/10.1007/978-3-319-18732-7_3
49. Zhukovskiy, Y.L.; Batueva, D.E.; Buldysko, A.D.; Gil, B.; Starshaia, V.V. Fossil Energy in the Framework of Sustainable Development: Analysis of Prospects and Development of Forecast Scenarios. *Energies* 2021, 14, 5268. <http://doi.org/10.3390/en14175268>
50. Roccazzella, F.; Gambetti, P.; Vrins, F. Optimal and Robust Combination of Forecasts via Constrained Optimization and shrinkage. *Int. J. Forecast.* 2021. Available online: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207021000650> (accessed on 27 October 2021). <http://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.04.002>
51. Taylor, S.J.; Letham, B. Forecasting at scale. *Peer J. Preprints* 2017, 5, e3190v2. <http://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080>
52. Zuniga-Garcia, M.A.; Santamaria-Bonfil, G.; Arroyo-Figueroa, G.; Batres, R. Prediction Interval Adjustment for Load-Forecasting using Machine Learning. *Appl. Sci.* 2019, 9, 5269. <http://doi.org/10.3390/app9245269>
53. Su, D.; Ting, Y.Y.; Ansel, J. Tight Prediction Intervals Using Expanded Interval Minimization. 2018. Available online: <https://arxiv.org/abs/1806.11222> (accessed on 27 October 2021).
54. Critical Values of the Student's-t Distribution. NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods. Available online: <https://itl.nist.gov/div898/handbook/eda/section3/eda3672.htm> (accessed on 27 October 2021).
55. Hastie, T.; Tibshirani, R. Generalized Additive Models: Some Applications. *J. Am. Stat. Assoc.* 1987, 82, 371–386. <http://doi.org/10.1080/01621459.1987.10478440>
56. Ke, G.; Meng, Q.; Finley, T.; Wang, T.; Chen, W.; Ma, W.; Ye, Q.; Liu, T.-Y. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.* 2017, 30, 3146–3154.
57. Rahmann, C.; Chamas, S.I.; Alvarez, R.; Chavez, H.; Ortiz-Villalba, D.; Shklyarskiy, Y. Methodological Approach for Defining Frequency Related Grid Requirements in Low-Carbon Power Systems. *IEEE Access* 2020, 8, 161929–161942. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3021307>
58. Van der Veen, R.A.; Hakvoort, R.A. The Electricity Balancing Market: Exploring the Design Challenge. 2016. Available online: <https://www.journals.elsevier.com/utilities-policy> (accessed on 27 October 2021).
59. Website of the System Operator of the Russian Federation. Available online: <https://www.so-ups.ru/> (accessed on 27 October 2021).
60. Appendix No. 12 to the Agreement on Joining the Wholesale Market Trading System. Regulation for Determining the Scope, Initiatives and Cost of Deviations. Approved July 14 2006. Available online: https://www.np-sr.ru/sites/default/files/sr_regulation/reglaments/r12_01072020_22062020.pdf (accessed on 27 October 2021).
61. Cho, S.-M.; Yun, S.-Y. Optimal Power Assignment of Energy Storage Systems to Improve the Energy Storage Efficiency for Frequency Regulation. *Energies* 2017, 10, 2092. <http://doi.org/10.3390/en10122092>
62. Silva-Saravia, H.; Pulgar-Painemal, H.; Mauricio, J.M. Flywheel Energy Storage Model, Control and Location for Improving Stability: The Chilean Case. *IEEE Trans. Power Syst.* 2017, 32, 3111–3119. <http://doi.org/10.1109/TPWRS.2016.2624290>
63. Carrizosa, M.J.; Stankovic, N.; Vannier, J.-C.; Shklyarskiy, Y.E.; Bardanov, A.I. Multi-terminal dc grid overall control with modular multilevel converters. *J. Min. Inst.* 2020, 243, 357. <http://doi.org/10.31897/pmi.2020.3.357>
64. Papadopoulos, V.; Knockaert, J.; Develder, C.; Desmet, J. Peak Shaving through Battery Storage for Low-Voltage Enterprises with Peak Demand Pricing. *Energies* 2020, 13, 1183. <http://doi.org/10.3390/en13051183>
65. Skamyin, A.N.; Vasilkov, O.S.; Belsky, A.A. The use of hybrid energy storage devices for balancing the electricity load profile of enterprises. *Energ. Proc. CIS High. Educ. Inst. Power Eng. Assoc.* 2020, 3, 212–222. <http://doi.org/10.21122/1029-7448-2020-63-3-212-222>
66. Hesse, H.C.; Schimpe, M.; Kucevic, D.; Jossen, A. Lithium-Ion Battery Storage for the Grid – A Review of Stationary Battery Storage System Design Tailored for Applications in Modern Power Grids. *Energies* 2017, 10, 2107. <http://doi.org/10.3390/en10122107>