

УДК 69.001.76:699.86

**Никита Сергеевич Мольков**

ФГБОУ ВО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина», аспирант кафедры энергетики теплотехнологий и газоснабжения, Россия, Иваново, e-mail: nik-molk@yandex.ru

**Петр Аркадьевич Шомов**

директор научно-технического центра ООО «Промышленная энергетика», кандидат технических наук, Россия, Иваново, e-mail: shomov@ivpromenergo.ru

**Ольга Борисовна Колибаба**

ФГБОУ ВО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина», кандидат технических наук, доцент, заведующая кафедрой энергетики теплотехнологий и газоснабжения, Россия, Иваново, e-mail: tev@tvp.ispu.ru

## **Разработка методологии прогнозирования потребления энергетических ресурсов зданиями на основе проектных и фактических значений в целях совершенствования планирования энергопотребления города**

### **Авторское резюме**

**Состояние вопроса.** Существующая парадигма прогнозирования энергопотребления «сверху вниз» не учитывает фактического состояния инженерных систем и ограждающих конструкций, что вызывает необоснованные потери и неэффективное распределение энергетических ресурсов. Актуальность исследования заключается в необходимости преодоления разрыва между проектной документацией и реальными режимами эксплуатации жилого фонда, который приводит к системным ошибкам в городском энергетическом планировании и избыточному резервированию мощностей на источниках генерации. Целью исследования является совершенствование планирования энергопотребления города, минимизация погрешности прогнозирования суточных и сезонных графиков тепловой нагрузки на основе верификации фактических параметров энергопотребления зданий и перехода к концепции моделирования «снизу вверх».

**Материалы и методы.** Исследование проведено с использованием методов математической статистики (корреляционного анализа), аналитического метода, а также методов линейной регрессии (LR), случайного леса (Random Forest) и нейронных сетей долгой краткосрочной памяти (LSTM).

**Результаты.** Проведено исследование потребления энергетических ресурсов на базе 15 жилых многоквартирных домов. Выявлено превышение фактического потребления энергоресурсов над проектным в среднем на 16,2 %. Установлено, что в 86 % случаев реальный класс энергоэффективности зданий ниже заявленного в паспортах. На основе данных проектной документации и фактических показаний узлов учета тепловой энергии разработана иерархическая модель прогнозирования потребления энергетических ресурсов.

**Выводы.** Внедрение разработанной методологии прогнозирования потребления энергетических ресурсов зданиями и моделей на базе LSTM позволит снизить среднюю абсолютную ошибку в 7,5 раз по сравнению с нормативными расчетами. Доказано, что верификация фактических параметров потребителя является критическим фактором повышения точности прогноза, обеспечивая базу для оптимизации городских тепловых сетей и мощностей генерации, что обеспечит совершенствование планирования энергопотребления города.

**Ключевые слова:** энергоэффективность, энергетический паспорт здания, городское энергетическое планирование, методы машинного обучения

**Nikita Sergeevich Molkov**

Ivanovo State Power Engineering University, Postgraduate Student of Thermal Technologies and Gas Supply Department, Russia, Ivanovo, e-mail: nik-molk@yandex.ru

**Petr Arkadyevich Shomov**

Scientific and Technical Center LLC "Industrial Power Engineering", Director, Candidate of Engineering Sciences, (PhD), Russia, Ivanovo, e-mail: shomov@ivpromenergo.ru

**Olga Borisovna Kolibaba**

Ivanovo State Power Engineering University, Candidate of Engineering Sciences, (PhD), Associate Professor, Head of Thermal Technologies and Gas Supply Department, Russia, Ivanovo, e-mail: koli-baba@mail.ru

## Development of a methodology to forecast energy consumption of buildings based on design and actual values to improve planning of energy consumption of the city

### Abstract

**Background.** The existing approach of “top-down” energy consumption forecasting does not take into account the actual state of engineering systems and enclosing structures, which causes unjustified losses and inefficient allocation of energy resources. The relevance of the study is the need to bridge the gap between the design documentation and the actual operation modes of the housing stock, which leads to systemic errors in urban energy planning and excessive redundancy of capacity at generation sources. The aim of the study is to improve the planning of the city energy consumption, minimize the error of forecasting daily and seasonal heat load schedules based on verification of the actual parameters of energy consumption of buildings and the transition to the concept of “bottom-up” modeling.

**Materials and methods.** The paper uses methods of mathematical statistics (correlation analysis), analytical method, as well as methods of linear regression (LR), random Forest and neural networks of long short-term memory (LSTM).

**Results.** A study of energy consumption based on 15 residential apartment buildings has been conducted. It has been revealed that the actual energy consumption exceeded the design consumption by an average of 16,2 %. It has been found that the real energy efficiency class of buildings is lower than stated in the certificate in 86 % of cases. Based on the data of the design documentation and the actual readings of heat metering units, a hierarchical model to forecast energy consumption has been developed.

**Conclusions.** The implementation of the developed methodology to forecast energy consumption of buildings and LSTM-based models will reduce the average absolute error by 7,5 times compared to standard calculations. It is proved that verification of actual consumer parameters is a critical factor to improve forecast accuracy, providing a basis for optimizing urban heating networks and generation capacities, which will ensure improved planning of the city energy consumption.

**Key words:** energy efficiency, building energy rating certificate, urban energy planning, machine learning methods

**DOI:** 10.17588/2072-2672.2026.3.018-024

**Введение.** Энергетическое планирование современных мегаполисов основано на детерминированных нормативных расчетах, осуществляемых на этапе проектирования зданий и инфраструктуры. По оценкам специалистов, около 45 % всех энергетических ресурсов, используемых в нашей стране, а именно около 400 млн т у.т., затрачивается на теплоснабжение. Однако эксплуатация жилого фонда демонстрирует существенные отклонения фактических показателей режимов потребления от расчетных. Традиционный подход к управлению генерацией строится по принципу «сверху вниз» – от установленной мощности источника к потребителю, при этом гидравлические и тепловые потери распределяются пропорционально нормативным нагрузкам. Такая парадигма игнорирует реальное состояние ограждающих конструкций, поведение конечных пользователей и фактический износ инженерных систем.

Актуальность исследования обусловлена необходимостью перехода к концепции прогнозирования «снизу вверх», где первичным звеном выступает объективная потребность здания, определенная на основе инструментального контроля, а не проектной декларации. Существующий разрыв между классом энергоэффективности (ЭЭ), указанным в энергетическом паспорте, и реальным классом ЭЭ здания приводит к ошибкам в гидравлическом расчете тепловых сетей. Как следствие, возникают зоны перетопа или недотопа, а выбор диаметров трубопроводов и мощностей насосного оборудова-

ования на источниках осуществляется с необоснованным запасом.

Предлагаемый подход к созданию модели прогнозирования энергопотребления ориентирован на выявление и математическое описание зависимости между проектными декларациями и данными коммерческого учета.

Цель исследования – минимизация погрешности прогнозирования суточных и сезонных графиков нагрузки на источник генерации за счет верификации фактических параметров энергопотребления конечных потребителей.

**Постановка задачи.** Пусть имеется множество  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_N\}$  объектов потребления (зданий) города. Для каждого  $i$ -го объекта существует вектор проектных характеристик:

$$P_i^{design} = \{S_i, Y_i, M_i, Q_i^{passport}\}, \quad (1)$$

где  $P_i^{design}$  – вектор проектных характеристик конкретного здания (объекта потребления);  $S_i$  – отапливаемая площадь;  $Y_i$  – год постройки;  $M_i$  – материал стен;  $Q_i^{passport}$  – паспортная (проектная) тепловая нагрузка.

Параллельно формируется массив фактических данных потребления, полученных с узлов учета тепловой энергии (УУТЭ) за период  $T$ :

$$D_i^{fact} = \{E_{i,t}, T_{out,t}, W_t\}_{t=1}^T, \quad (2)$$

где  $D_i^{fact}$  – массив (или временной ряд) фактических данных потребления;  $E_{i,t}$  – потребленная

энергия в момент времени  $t$ ;  $T_{out,t}$  – температура наружного воздуха;  $W_t$  – скорость ветра.

Требуется определить функцию отклонения фактического класса энергоэффективности от проектного  $\Delta Class_i = f(P_i^{проект}, D_i^{факт})$  и построить корректирующую модель прогнозирования суммарной нагрузки на источник генерации  $G_{общ}(t)$ , минимизирующую функционал ошибки:

$$L = \sum_{t=1}^T \left( \sum_{i=1}^N \hat{E}_{i,t} (P_i^{факт}) - G_{total}^{actual}(t) \right)^2 \rightarrow \min, \quad (3)$$

где  $L$  – функция отклонения фактического класса энергоэффективности;  $\hat{E}_{i,t}$  – прогноз потребления  $i$ -го здания с учетом скорректированного (фактического) класса энергоэффективности.

**Методы исследования.** Проблемы прогнозирования спроса на энергоресурсы широко освещены в современной научной литературе. В [9] рассматриваются модели прогнозирования как основа для оптимизации режимов работы сетей, однако с акцентом на нормативные показатели. В [6] и [3] исследуется применение методов машинного обучения, таких как градиентный бустинг и нейронные сети, для повышения точности предсказаний потребления энергоресурсов на уровне отдельного здания.

Специфика прогнозирования для объектов с нестандартными режимами потребления (школы, спортивные объекты) детально разобрана в [4, 5], где подчеркивается гетероморфизм энергосистем, требующий индивидуального подхода к моделированию. Зарубежный опыт, представленный в [12], подтверждает эффективность использования искусственных нейронных сетей для оценки стоимости и объема потребления ресурсов в различных климатических зонах.

Анализ шумовой составляющей и влияния метеофакторов в [2] указывает на необходимость предварительной очистки данных УУТЭ перед обучением моделей.

Большинство методов фокусируется на локальной оптимизации, не учитывая синергетический эффект уточнения классов ЭЭ для всей городской системы.

Для математического описания теплового баланса здания используется уравнение, связывающее теплопотери через ограждающие конструкции и инфильтрацию с фактическим потреблением тепловой энергии:

$$Q_{fact}(t) = K_t S_w T_i - T_{out}(t) + C_a V n_{inf} Q_s(t) - Q_{int}, \quad (4)$$

где  $Q_{fact}(t)$  – фактическая тепловая мощность;  $K_t$  – фактический коэффициент теплопередачи (искомый параметр, определяющий реальный класс ЭЭ);  $n_{inf}$  – кратность воздухообмена;  $Q_s$  и  $Q_{int}$  – теплопоступления от солнечной радиации и внутренние источники тепла.

Гипотеза о несоответствии классов ЭЭ проверяется через вычисление коэффициента расхождения  $\beta$ :

$$\beta_i = \frac{S_t Q_{i,t}^{fact} dt}{S_t Q_{i,t}^{passport} dt}. \quad (5)$$

Если  $\beta_i$  статистически значимо отличается от единицы на выборке зданий, гипотеза считается подтвержденной. Сравнительный анализ существующих подходов к прогнозированию электропотребления и тепловой нагрузки приведен в табл. 1.

Структура процесса иерархического моделирования энергопотребления, основанная на интеграции разнородных информационных потоков для уточнения прогнозных сценариев, основана на сопоставлении статических сведений проектной документации и динамических показателей фактического учета. Информационный цикл начинается с передачи паспортных характеристик зданий в аналитический модуль, где одновременно аккумулируются данные объективного инструментального контроля. Организация обратной связи между блоками гарантирует непрерывную верификацию исходных параметров и своевременную адаптацию расчетных алгоритмов к реальным условиям эксплуатации жилого фонда.

Таблица 1. Сравнительный анализ методов прогнозирования электропотребления и тепловой нагрузки

Метод прогнозирования	Преимущества	Недостатки	Применимость
Нормативный метод	Простота, доступность	Высокая погрешность	Низкая (baseline)
Регрессионный анализ (ARIMA, SARIMA) [15]	Учет сезонности	Сложность учета нелинейных связей	Средняя. Краткосрочные прогнозы
Случайный лес (Random Forest) [7]	Устойчивость к переобучению	Экстраполяции трендов	Высокая. Эффективен для классификации зданий по типам поведения
Нейронные сети (LSTM, RNN) [8], [17]	Высокая точность	Высокие вычислительные ресурсы	Высокая. Моделирование динамики потребления
Гибридные модели (Fuzzy-Neural) [18]	Сочетание экспертных знаний и обучаемости	Сложность архитектуры	Высокая. Перспективен для задач с неполными данными

Математическая обработка данных в модуле аналитики и коррекции проходит через последовательные стадии трансформации. На

первичном этапе осуществляется синхронизация временных рядов и очистка поступающей информации от шумов, что критически важно для обеспечения достоверности дальнейших вычислений. Блок коррекции параметров выполняет замену нормативных коэффициентов на эмпирические значения, полученные в результате анализа потребления. Сформированный массив скорректированных данных служит базой для построения прогнозной модели, учитывающей специфику конкретных объектов.

Итоговым результатом функционирования системы становится создание уточненного профиля нагрузки, направляемого к источнику энергогенерации городской системы. Данная модель обеспечивает научно обоснованную оптимизацию режимов работы оборудования и рациональное распределение генерирующих мощностей. Логическое завершение схемы демонстрирует переход от декларативного планирования к управлению, опирающемуся на фактический энергетический потенциал зданий, что повышает общую надежность функционирования городской инфраструктуры.

**Анализ данных и результаты экспериментов.** Для проведения эксперимента использован массив данных потребления тепловой энергии и электроэнергии 15 жилых многоквартирных домов в течение двух отопительных сезонов (табл. 2). Объекты различаются годом постройки (от 1960 до 2022 гг.), этажностью и заявленным классом энергоэффективности. В качестве единицы измерения потребления энергии в Международной системе единиц (СИ) используется джоуль (Дж), однако в сфере проектирования и учета тепловой энергии чаще используются гигакалории (Гкал) и киловатт-часы на квадратный метр (кВт·ч/м<sup>2</sup>).

Таблица 2. Данные паспортизации и фактического учета объектов исследования

ID	Год	N	КЭЭ	$Q_{design}$	$T_{in}$	АИТП
В-001	1975	9	D	0,45	24,1	Нет
В-004	1968	5	E	0,22	23,8	Нет
В-009	1982	12	D	0,62	24,5	Нет
В-015	2010	17	B	1,20	23,5	Да
В-018	2014	25	B	1,95	22,8	Да
В-022	1995	10	C	0,58	24,0	Нет
В-027	1960	5	E	0,20	25,2	Нет
В-032	1962	5	E	0,18	25,0	Нет
В-035	1988	9	D	0,48	23,9	Нет
В-039	2005	14	C	0,85	24,2	Да
В-042	2018	19	A	1,45	22,5	Да
В-045	1979	12	D	0,55	24,7	Нет
В-048	2021	22	A	1,85	22,0	Да
В-049	2022	16	A+	1,15	21,8	Да
В-050	1971	9	D	0,42	24,4	Нет

Примечания: ID – идентификатор здания; N – этажность;  $Q_{design}$  – потребляемая проектная тепловая нагрузка (Гкал/ч);  $T_{in}$  – среднесуточная температура внутри здания, °C.

Анализ представленной выборки показывает, что объекты старой застройки (В-001, В-027, В-032) характеризуются завышенной средней температурой внутри помещений ( $T_{in} > 24^{\circ}\text{C}$ ), что свидетельствует о нерегулируемом потреблении и потенциальном «перетопе» из-за отсутствия автоматизированного индивидуального теплового пункта (АИТП). В то же время современные здания (В-048, В-049) демонстрируют более низкие значения расчетной нагрузки на единицу площади, однако именно в этой группе наблюдается наибольший риск расхождения фактических параметров с проектными в силу сложности инженерных систем.

На основе полученных данных произведен расчет коэффициента расхождения  $\beta$ , подтверждающий необходимость корректировки паспортных классов энергоэффективности для увеличения точности городского планирования.

На основе сопоставления данных энергетических паспортов и архивных показателей, полученных с помощью УУТЭ, произведен расчет значения удельного годового потребления тепловой энергии, которое отличается от проектируемого значения (табл. 3). В столбце «Фактический КЭЭ» указан реальный класс здания, определенный по фактическому (а не расчетному – на этапе проектирования и постройки) удельному расходу в соответствии с действующей классификацией.

Таблица 3. Фактические и прогнозные значения удельного энергопотребления объектов исследования

ID	$Q_{проект}$	$Q_{факт}$	Отклонение, %	Фактический КЭЭ
В-001	185,4	215,7	+16,3%	E
В-004	210,2	248,5	+18,2%	F
В-009	192,5	224,3	+16,5%	E
В-015	110,2	128,5	+16,6%	C
В-018	105,8	125,4	+18,5%	C
В-022	155,1	178,6	+15,2%	D
В-027	235,4	282,5	+20,0%	G
В-032	240,1	265,3	+10,5%	F
В-035	188,7	218,9	+16,0%	E
В-039	148,2	162,3	+9,5%	D
В-042	82,5	98,4	+19,3%	B
В-045	195,3	230,1	+17,8%	E
В-048	65,0	72,8	+12,0%	B
В-049	58,4	68,9	+18,0%	A
В-050	190,1	225,4	+18,6%	E

Примечания: ID – идентификатор здания; N – этажность;  $Q_{проект}$  – проектное потребление тепловой энергии (кВт·ч/м<sup>2</sup>);  $Q_{факт}$  – фактическое потребление тепловой энергии (кВт·ч/м<sup>2</sup>).

Математическая обработка полученных данных (табл. 3) выявила, что ни одно из исследуемых зданий не соответствует проектным показателям класса энергоэффективности. Среднее отклонение по выборке составляет

16,2 %, что подтверждает несостоятельность использования только паспортных данных для городского энергетического планирования. В 13 из 15 случаев (86 %) фактический класс энергоэффективности оказался на одну или две ступени ниже заявленного. Особенно критично это для зданий «старого» фонда (В-027, В-004), которые переходят в категории F и G, требуя немедленной санации. Объекты с АИТП (например, В-039) показали меньшее отклонение (+9,5 %) благодаря использованию системы локального регулирования. Однако даже в новых зданиях (В-049, класс А+) наблюдается значительный прирост потребления (+18,0 %), который обусловлен неэффективностью управления общедомовыми системами.

Указанные расхождения формируют суммарный «невидимый» дефицит мощности на источнике теплоснабжения, который ведет к необходимости гидравлической перенастройки сетей на основе фактических значений коэффициента расхождения  $\beta$ .

Для количественной оценки степени тесноты и направления связи между техническими характеристиками зданий и реальным объемом потребления ресурсов на основе данных 15 объектов сформирована корреляционная матрица (табл. 4). В качестве целевой переменной  $Y$  выступает «Фактическое потребление (кВт·ч/м<sup>2</sup>)».

Таблица 4. Матрица корреляции признаков и фактического энергопотребления

Признаки	Год	$N$	$Q_{design}$	Наличие АИТП	$T_{out}$	$Q_{fact}$
Год	1,00	0,72	0,81	0,65	0,02	-0,45
$N$	0,72	1,00	0,88	0,54	0,01	-0,32
$Q_{проект}$	0,81	0,88	1,00	0,48	0,03	-0,28
Наличие АИТП	0,65	0,54	0,48	1,00	-0,01	-0,58
$T_{out}$	0,02	0,01	0,03	-0,01	1,00	-0,89
$Q_{факт}$	-0,45	-0,32	-0,28	-0,58	-0,89	1,00

Примечания:  $N$  – этажность;  $Q_{design}$  – проектное потребление тепловой энергии;  $T_{out}$  – температура воздуха;  $Q_{факт}$  – проектное потребление тепловой энергии.

Анализ корреляционной матрицы показывает, что наибольшее значение коэффициента корреляции наблюдается между потреблением и температурой наружного воздуха ( $r = -0,89$ ). Отрицательный знак указывает на то, что снижение температуры ведет к закономерному росту нагрузки и подтверждает физическую адекватность собранных данных. Корреляция между наличием автоматизированного индивидуального теплового пункта и потреблением составляет  $r = -0,58$ . Средняя по силе обратная связь доказывает, что внедрение систем автоматического регулирования на стороне потребителя является более значимым фактором снижения

расхода, чем простое увеличение толщины утеплителя. Влияние фактора «год постройки» ( $r = -0,45$ ) характеризуется как умеренное и подтверждает выдвинутую гипотезу о том, что старые здания после капитального ремонта с заменой оконных блоков и модернизацией теплоузлов могут демонстрировать показатели, сопоставимые с объектами 2000-х годов постройки без надлежащей эксплуатации. Коэффициент корреляции между проектной и фактической нагрузкой ( $r = -0,28$ ) является крайне низким. Таким образом, на основе статистических данных доказано, что паспортные данные здания в текущих условиях городского планирования не могут быть основой для прогнозирования генерации.

Полученные зависимости использованы в качестве весов при обучении моделей LR, RF, LSTM (машинного обучения), результаты которого представлены в итоговой таблице качества прогноза. На основе скорректированных классов энергоэффективности был сформирован агрегированный временной ряд нагрузки. Сравнение моделей проводилось по способности предсказывать суммарное потребление тепловой энергии группой зданий с учетом их реального технического состояния (табл. 5).

Таблица 5. Результаты прогнозирования суммарной тепловой нагрузки группы зданий

Модель	MAE (Гкал)	RMSE (Гкал)	ВО	Примечание
Нормативный прогноз (Baseline)	28,6	35,4	–	Основан на паспортных данных. Игнорирование деградации ЭЭ
Linear Regression (LR)	14,2	19,8	0,8	Минимальная ошибка, но слабая работа с нелинейностью метеофакторов
Random Forest (RF)	7,9	10,2	15,6	Учет дискретных признаков
LSTM Network	3,8	5,2	185,0	Минимальная погрешность

Примечание. ВО – время обучения (с).

Сравнение полученных данных (табл. 5) с результатами традиционного планирования показало снижение системной ошибки. Использование прогнозной модели на базе LSTM, обученной на фактических данных УУТЭ, помогает снизить среднюю абсолютную ошибку (MAE) в 7,5 раз по сравнению с проектными расчетами. Переход от проектного класса ЭЭ к фактическому помог даже простейшей модели линейной регрессии улучшить точность прогнозиро-

вания в 2 раза. Тем самым подтверждается, что качество входных данных (верификация параметров потребителя) важнее сложности самой архитектуры алгоритма.

Модель LSTM показала лучшие результаты (MAE = 3,8 Гкал), так как она математически учитывает накопленное тепло в конструкциях зданий, что важно для объектов с низким фактическим классом ЭЭ (В-027, В-032), где теплотери происходят неравномерно.

**Анализ прогностической способности моделей.** Результаты экспериментов показали, что для более точного городского энергетического планирования и оптимизации мощностей на источнике необходимо использовать предиктивную аналитику, опирающуюся на фактические, а не паспортные профили нагрузки конечных потребителей. Для детальной верификации разработанных алгоритмов выполнена оценка метрик MAPE (Mean Absolute Percentage Error) и коэффициента детерминации R2 на различных горизонтах прогнозирования. Использование расширенной выборки зданий с различными классами ЭЭ подтвердило устойчивость исследуемых моделей к динамическим изменениям внешних факторов.

Для указанных моделей было проведено прогнозирование на тестовом периоде с шагом дискретизации 1 час. Анализ полученных данных (табл. 6) показывает, что модель LSTM демонстрирует наименьшую деградацию качества прогноза при увеличении горизонта планирования ( $n$ ). Значение MAPE на 5-й день для LSTM (7,4 %) сопоставимо с ошибкой Random Forest на 1-й день (7,9 %) и подтверждает, что учет временной структуры данных и инерционности тепловых процессов здания, выявленных через верификацию фактических классов ЭЭ, очень важен для точности моделирования.

Таблица 6. Оценка качества и устойчивости прогнозных моделей

Модель	MAPE прогноза на $n$ дней, %					
	MAPE, %	$n=1$	$n=2$	$n=3$	$n=4$	$n=5$
Baseline	21,2	21,5	22,0	22,8	23,5	24,1
LR	14,1	14,2	15,0	16,1	17,5	18,9
RF	7,8	7,9	8,5	9,4	10,8	12,1
XGB	5,9	6,0	6,7	7,8	9,0	10,2
LSTM	4,2	4,3	4,9	5,6	6,5	7,4

Нормативная модель, опирающаяся исключительно на паспортные данные, показывает стабильно высокую ошибку (более 20 %), что делает ее непригодной для оперативного управления режимами источника в условиях «умного города». Внедрение системного подхода «снизу вверх» помогает стабилизировать прогноз даже на среднесрочном горизонте, обеспечивая основу для проведения расчета в целях оптимизации диаметров трубопроводов и мощностей генерации.

**Выводы.** В ходе проведенного исследования проблемы расхождения проектных и эксплуатационных показателей энергоэффективности городского жилого фонда и статистического анализа данных по потреблению тепловой энергии подтверждена гипотеза о систематическом занижении реального энергопотребления в проектной документации. Среднее отклонение в сторону увеличения 10–16 % ведет к переходу зданий в более низкие классы энергоэффективности (вплоть до категорий F и G). Данные искажения создают скрытый дефицит мощности и вынуждают операторов систем теплоснабжения поддерживать завышенные параметры теплоносителя.

Разработанная методика перехода к управлению «снизу вверх» на основе предиктивной аналитики данных УУТЭ доказала свою эффективность. Внедрение разработанной методологии прогнозирования и применение нейросетевой модели (LSTM) обеспечивает снижение ошибки предсказания до 4–5 %, высокую устойчивость к динамическим изменениям внешних факторов и учет тепловой инерции зданий.

Итоговым результатом исследования является обоснование необходимости интеграции верифицированных данных о фактическом потреблении в системы городского энергетического планирования. Предложенная модель поможет оптимизировать диаметры магистральных трубопроводов, сократить капитальные затраты на инфраструктуру и существенно повысить надежность теплоснабжения в условиях реализации концепции «умного города». Применение разработанной методологии для Ивановской области, где, по состоянию на 2025 год, насчитывается 453 источника теплоснабжения суммарной мощностью 4629,1 Гкал/ч, показало возможное снижение отпуска тепловых энергетических ресурсов на 700 Гкал/ч.

#### Список литературы

1. Воевода А.Е., Харитонов Д.Д., Валь П.В. Краткосрочное прогнозирование электропотребления на основе метода случайного леса // Электроэнергетика глазами молодежи – 2016: материалы VII Междунар. молодежной науч.-техн. конф. В 3 т. – Казань, 2016. – С. 124–127.
2. Вялкова С.А., Надтока И.И. Анализ шумовой составляющей суточных графиков активной мощности энергосистемы и метеофакторов при краткосрочном прогнозировании // Интеллектуальная электротехника. – 2018. – № 4. – С. 25–34. DOI: 10.46960/2658-6754\_2018\_4\_25.
3. Гребень Н.В., Елькина А.А., Пашкин И.А. Прогнозирование энергопотребления здания с использованием методов машинного обучения // Молодой ученый. – 2021. – № 24(366). – С. 14–16.
4. Гужов С.В. Исследование и прогнозирование качества функционирования энергосистем зданий для занятий водными видами спорта при разно-

образных внешних воздействиях // Вестник МЭИ. – 2016. – № 5. – С. 88–93.

5. **Гужов С.В.** Прогнозирование спроса на тепловую энергию для зданий средних образовательных учреждений на основании свойств гетероморфизма их энергосистем // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2020. – Т. 22, № 5. – С. 18–27. DOI: 10.30724/1998-9903-2020-22-5-18-27.

6. **Данилов К.В.** Прогнозирование энергопотребления на основе автоматического машинного обучения // Автоматизация. Современные технологии. – 2020. – Т. 74, № 9. – С. 402–407.

7. **Прогнозирование** планового потребления электроэнергии для объединенной энергосистемы с помощью машинного обучения / Р.В. Ключев, А.Д. Моргоева, О.А. Гаврина и др. // Записки Горного института. – 2023. – Т. 261. – С. 392–402.

8. **Кошарная Ю.В.** Методика анализа параметров электропотребления для нормирования и оценки энергосбережения при проведении энергоаудита предприятий и организаций // Электрооборудование: эксплуатация и ремонт. – 2016. – № 4. – С. 56–69.

9. **Кузнецова И.Ю.** Математическая модель прогнозирования энергопотребления // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 4(141). – С. 121–125.

10. **Almuhaini S.H., Sultana N.** Forecasting Long-Term Electricity Consumption in Saudi Arabia Based on Statistical and Machine Learning Algorithms to Enhance Electric Power Supply Management // Energies. – 2023. – Vol. 16, Issue 4, No. 2035. DOI: 10.3390/en16042035.

11. **Improving** the Efficiency of Multistep Short-Term Electricity Load Forecasting via R-CNN with ML-LSTM / M.F. Alsharekh, S. Habib, D.A. Dewi, et al. // Sensors. – 2022. – Vol. 22, Issue 18, No. 6913. DOI: 10.3390/s22186913.

12. **Dong Q., Xing K., Zhang H.** Artificial neural network for assessment of energy consumption and cost for cross laminated timber office building in severe cold regions // Sustainability. – 2017. – Vol. 10, No. 1. – P. 84.

## References

1. Voevoda, A.E., Kharitonova, D.D., Val', P.V. Kratkosrochnoe prognozirovaniye elektropotrebleniya na osnove metoda sluchaynogo lesa [Short-term forecasting of electricity consumption based on the random forest method]. *Materialy VII Mezhdunarodnoy molodezhnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii «Elektroenergetika glazami molodezhi – 2016»*. V 3 t. [Proceedings of the VII International Youth and Scientific-Technical Conference “Electric power industry through the eyes of youth – 2016”. In 3 vol.]. Kazan', 2016, pp. 124–127.

2. Vyalkova, S.A., Nadtocha, I.I. Analiz shumovoy sostavlyayushchey sutochnykh grafikov aktivnoy moshchnosti energosistemy i meteofaktorov pri kratkosrochnom prognozirovanii [Analysis of the noise component of daily graphs of the active power of the power system and meteorological factors in short-term fore-

casting]. *Intellektual'naya elektrotekhnika*, 2018, no. 4, pp. 25–34. DOI: 10.46960/2658-6754\_2018\_4\_25.

3. Greben', N.V., Elkina, A.A., Pashkin, I.A. Prognozirovaniye energopotrebleniya zdaniya s ispol'zovaniem metodov mashinnogo obucheniya [Forecasting the energy consumption of a building using machine learning methods]. *Molodoy uchenyy*, 2021, no. 24(366), pp. 14–16.

4. Guzhov, S.V. Issledovanie i prognozirovaniye kachestva funktsionirovaniya energosistem zdaniy dlya zanyatiy vodnymi vidami sporta pri raznoobraznykh vneshnikh vozdeystviyakh [Research and forecasting of the quality of functioning of power systems of buildings for water sports activities under various external influences]. *Vestnik MEI*, 2016, no. 5, pp. 88–93.

5. Guzhov, S.V. Prognozirovaniye sprosa na teplovuyu energiyu dlya zdaniy srednikh obrazovatel'nykh uchrezhdeniy na osnovanii svoystv geteromorfizma ikh energosistem [Forecasting the demand for thermal energy for buildings of secondary educational institutions based on the properties of the heteromorphism of their energy systems]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Problemy energetiki*, 2020, vol. 22, no. 5, pp. 18–27. DOI: 10.30724/1998-9903-2020-22-5-18-27.

6. Danilov, K.V. Prognozirovaniye energopotrebleniya na osnove avtomaticheskogo mashinnogo obucheniya [Forecasting energy consumption based on automatic machine learning]. *Avtomatizatsiya. Sovremennyye tekhnologii*, 2020, vol. 74, no. 9, pp. 402–407.

7. Klyuev, R.V., Morgoeva, A.D., Gavrina, O.A., Bosikov, I.I., Morgoeva, I.D. Prognozirovaniye planovogo potrebleniya elektroenergii dlya ob"edinennoy energosistemy s pomoshch'yu mashinnogo obucheniya [Forecasting planned electricity consumption for the unified energy system using machine learning]. *Zapiski Gornogo instituta*, 2023, vol. 261, pp. 392–402.

8. Kosharnaya, Yu.V. Metodika analiza parametrov elektropotrebleniya dlya normirovaniya i otsenki energosberezheniya pri provedenii energoaudita predpriyatiy i organizatsiy [Methodology for analyzing power consumption parameters for rationing and evaluating energy savings during energy audits of enterprises and organizations]. *Elektrooborudovanie: ekspluatatsiya i remont*, 2016, no. 4, pp. 56–69.

9. Kuznetsova, I.Yu. Matematicheskaya model' prognozirovaniya energopotrebleniya [Mathematical model of forecasting energy consumption]. *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki*, 2013, no. 4(141), pp. 121–125.

10. Almuhaini, S.H., Sultana, N. Forecasting long-term electricity consumption in Saudi Arabia based on statistical algorithms and machine learning algorithms to improve power supply management. *Energy*, 2023, vol. 16, issue 4, no. 2035. DOI: 10.3390/en16042035.

11. Alsharekh, M.F., Habib, S., Dewi, D.A., Albattah, W., Islam, M., Albahli, S. Improving the efficiency of Multistep Short-Term Electricity Load Forecasting via R-CNN with ML-LSTM. *Sensors*, 2022, vol. 22, issue 18, no. 6913. DOI: 10.3390/s22186913.

12. Dong, K., Xing, K., Zhang, H. Artificial neural network for assessment of energy consumption and cost for cross laminated timber office building in severe cold regions. *Sustainability*, 2017, vol. 10, no. 1, p. 84.