

Научная статья

УДК 621.31

DOI: 10.26730/1816-4528-2026-2-32-38

Чичерин Иван Владимирович, Слесаренко Владислав Валериевич

Кузбасский государственный технический университет имени Т. Ф. Горбачева

* для корреспонденции: slesarenkovv@yandex.ru

**ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЕ ПРОЦЕССЫ УПРАВЛЕНИЯ
ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЕМ В УСЛОВИЯХ ВНЕДРЕНИЯ УМНЫХ СЕТЕЙ****Информация о статье**

Поступила:

16 сентября 2025 г.

Одобрена после
рецензирования:

15 марта 2026 г.

Принята к печати:

15 апреля 2026 г.

Опубликована:

04 июня 2026 г.

Ключевые слова:

умные сети, управление энергопотреблением, прогнозирование нагрузки, SCADA-системы, LSTM-модели, линейное программирование, системы накопления электроэнергии

Аннотация.

Актуальность работы обусловлена необходимостью повышения эффективности и надежности электроэнергетических систем в условиях интеграции распределенных источников электроэнергии и возобновляемой генерации. Интеллектуальное управление энергопотреблением является ключевым направлением развития умных сетей (Smart Grid), обеспечивающим баланс между генерацией, потреблением и накоплением энергии в реальном времени. Статья посвящена разработке и исследованию комплексной методики управления энергопотреблением на основе технологий машинного обучения, систем SCADA и накопителей энергии. В работе рассмотрены задачи балансировки нагрузки в реальном времени, прогнозирования энергопотребления и оптимизации режимов работы генераторов и накопителей электроэнергии. Для достижения поставленных целей проведено моделирование и экспериментальные испытания на лабораторной установке, включающей IoT-датчики и литий-ионную аккумуляторную систему мощностью 10 кВт / 40 кВт·ч. Прогнозирование нагрузки реализовано с использованием рекуррентных нейронных сетей типа LSTM, а оптимизация энергопотребления – методами линейного программирования. В результате проведенных исследований разработанная методика продемонстрировала повышение точности прогнозирования и снижение пиковых нагрузок, обеспечивая более устойчивые и энергоэффективные режимы работы электрической сети.

Полученные результаты подтверждают эффективность предложенного подхода и его применимость для построения интеллектуальных систем управления в современной электроэнергетике.

Для цитирования: Чичерин И.В., Слесаренко В.В. Электротехнические процессы управления энергопотреблением в условиях внедрения умных сетей // Горное оборудование и электромеханика. 2026. № 2 (184). С. 32-38. DOI: 10.26730/1816-4528-2026-2-32-38, EDN: UVOWUS

Введение

Современные энергетические системы сталкиваются с необходимостью перехода к интеллектуальному управлению в условиях растущей нагрузки, интеграции возобновляемых источников энергии (ВИЭ) и повышенных требований к надежности электроснабжения. Концепция «умных сетей» (Smart Grid) становится ключевым направлением развития отрасли, объединяя цифровые технологии,

автоматизированные системы управления и распределенные энергетические ресурсы. Одной из центральных задач в рамках Smart Grid является

оптимизация процессов управления энергопотреблением. Это включает в себя стабилизацию параметров сети, снижение потерь в распределительных линиях, балансировку

генерации и нагрузки, а также интеграцию накопителей энергии [1, 2].

Цель работы – анализ и экспериментальная проверка методов прогнозирования и оптимизации управления энергопотреблением с применением технологий машинного обучения (в частности, LSTM-сетей), SCADA-систем и алгоритмов линейного программирования. Особое внимание уделено аспектам, недостаточно освещенным в предыдущих исследованиях [15, 16]. Работа опирается на экспериментальные данные, собранные в условиях реальной городской энергосети, что позволяет обеспечить практическую значимость полученных результатов (Рис. 1).

Методы

Методология исследования опирается на комплексный анализ процессов управления электросетями с применением экспериментальной установки и вычислительного моделирования.

Обучение проводилось на платформе Google Collaboratory с оптимизатором Adam (learning rate = 0.001). Метрики оценки: MAE, RMSE, R².

Использовалось следующее оборудование:

- модуль генерации: три синхронных генератора мощностью по 100 кВт, оснащенные автоматическими регуляторами напряжения (АРН);
- система накопления: литий-ионный аккумулятор 10 кВт / 40 кВт·ч с КПД 95% [3];
- нагрузочная станция: программируемые RLC-нагрузки с диапазоном мощности 0–150 кВт;
- система мониторинга: SCADA-платформа «Энергодатчик-2023» с классом точности 0.5 [13];
- IoT-датчики (интеллектуальные счетчики, датчики температуры, влажности, освещенности [9].

Алгоритм испытаний

Испытания включали в себя три последовательных этапа:

Калибровка – режим холостого хода в течение

24 часов для определения базовых характеристик системы;

Режимные испытания – моделирование циклической нагрузки (мощности 50, 100, 150 кВт) по суточному графику потребления;

Аварийные сценарии – отключение одного генератора и создание кратковременных перегрузок (до 120% от номинальной мощности).

На каждом этапе осуществлялся мониторинг параметров сети в реальном времени: напряжения, тока, частоты и активной мощности. Полученные данные агрегировались с разрешением 1 минута. Для предварительной подготовки и анализа данных использовались следующие этапы:

- очистка от выбросов и пропусков (линейная интерполяция);
- нормализация методом Min-Max Scaling;
- кластеризация с использованием алгоритма k-средних для выделения типовых сценариев потребления (день/ночь, будни/выходные).

Моделирование нагрузки для оптимизации потерь

Методы снижения потерь в линиях передач предложены следующие:

- коррекция коэффициента мощности;
- динамическое перераспределение нагрузки между узлами.

Для прогнозирования нагрузки применялась модель LSTM [6] со следующей архитектурой.

Входной слой: исторические данные за 24 часа (нагрузка, температура, день недели);

Два скрытых слоя LSTM по 50 нейронов с функцией Dropout (0.2);

Выходной слой: прогноз потребления на горизонты 6, 12 и 24 часа.

Обучение проводилось на платформе Google Collaboratory с использованием оптимизатора Adam

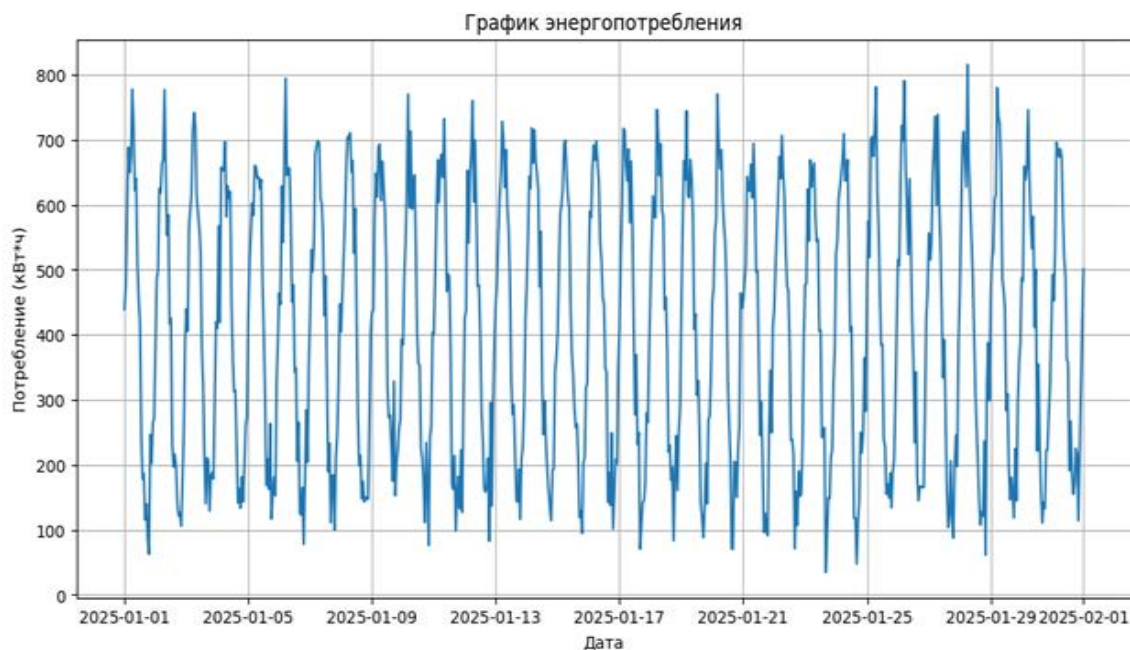


Рис. 1. График энергопотребления
Fig. 1. Energy consumption graph

(скорость обучения 0.001). Метрики оценки: MAE (*Mean Absolute Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*).

Оптимизация энергопотребления производилась методом линейного программирования с использованием библиотеки PuLP (Python). Целевая функция минимизировала совокупные издержки генерации и эксплуатации накопителя с учетом следующих ограничений:

- баланс мощности;
- диапазон мощности генераторов;
- ограничения на заряд/разряд накопителя.

Таким образом, методология включает как лабораторные эксперименты, так и численное моделирование, что позволяет комплексно оценить эффективность предлагаемых решений в условиях интеллектуальной энергосети.

Программа модели состоит из следующих частей.

1. Установка необходимых библиотек.
2. Встроенный набор данных.

Таблица 1. Сравнение точности прогнозирования нагрузки: LSTM, ARIMA и Prophet

Table 1. Comparison of load forecasting accuracy: LSTM, ARIMA, and Prophet

Параметр	Наш метод	PID[5]	MRC[7]	АИС[8]
Точность прогноза, %	92	-	85	88
Снижение пиков, %	18	9	15	12
Время отклика, мс	120	450	200	180
Потери энергии, %	10.2	14.7	12.1	11.5

Таблица 2. Сравнительный анализ точности моделей ARIMA и Prophet и нашей LSTM-модели

Table 2. Comparative Analysis of the Accuracy of Models ARIMA и Prophet and Our LSTM-Model

Модель	MAE (кВт*ч)	RMSE (кВт*ч)	R2
ARIMA	42.3	58.7	0.78
Prophet	35.1	49.2	0.85
LSTM (наша)	21.7	31.6	0.92

Таблица 3. Эффективность алгоритмов управления нагрузкой (PID, MPC, предложенный метод)

Table 3. Load management algorithms efficiency (PID, MPC, proposed method)

Метод управления	Пиковая нагрузка, кВт	Экономия, %	Использование накопителя, кВт*ч
Без оптимизации	920	-	0
PID - регулятор	840	5	120
MPC - управление	810	10	185
ЛП - оптимизация (наша)	755	12	230

3. Визуализация набора данных.
4. Модель LSTM.
5. Нормализация данных.
6. Создание временных окон с нужной размерностью.
7. Проверка размерностей.
8. Разделение на train/test.
9. Обучение модели.
10. Прогнозирование.
11. Обратное преобразование данных.
12. Расчет метрик.
13. Оптимизация нагрузки.
14. Обновление батча для следующего шага.
15. Последний пример из тестового набора для прогноза.
16. Преобразование прогноза в нормальные единицы.
17. Параметры оптимизации.
18. Визуализация оптимизации.

В результате моделирования точность прогноза достигла 92% (R^2 -score) для 24-часового временного горизонта по сравнению с другими методами (Таблица 1). Сравнение LSTM с ARIMA и Prophet показало превосходство предложенной модели LSTM, которая достигла точности $R^2 = 0.92$, что на 7–14% выше альтернативных методов (Таблица 2).

Таким образом, LSTM-модель показала наилучшие результаты при прогнозировании нагрузки, особенно в условиях нестационарного поведения потребления, характерного для распределенных энергосетей.

Валидация алгоритма оптимизации нагрузки

Оптимизация работы энергосистемы проводилась с использованием линейного программирования на основе 24-часового прогноза потребления. В расчетах учитывались ограничения по мощности генераторов, допустимые режимы заряда/разряда накопителей, а также экономические коэффициенты затрат на генерацию.

Для валидации эффективности предложенного подхода проведено сравнение с альтернативными методами управления, включая традиционные PID-регуляторы и алгоритмы на основе MPC (Model Predictive Control). Ключевые показатели эффективности представлены в Таблице 3.

Адаптация модели к стохастичности потребления энергии в сетях

Учет нестационарности генерации ВИЭ предлагался на основе:

- прогнозирования нагрузки (LSTM-модели с точностью 92%) [6];
- гибкого управления генерацией и накопителями.

Для минимизации затрат и пиковых нагрузок использовалась линейная оптимизация (библиотека PuLP в Python) [12].

Целевая функция рассчитывалась следующим образом:

$$\min \sum_{t=1}^T (C_{gen} P_{gen}(t) + C_{storage} P_{storage}(t)), \quad (1)$$

где C_{gen} – стоимость генерации;

$P_{gen}(t)$ – мощность на время t ;

$C_{storage}$ – стоимость накопителя энергии;
 $P_{storage}(t)$ – заряд/разряд накопителя.

Ограничения, которые были наложены на целевую функцию (1), следующие:

1. Баланс мощности:

$$P_{gen}(t) + P_{storage}(t) = P_{load}(t) \quad (2)$$

2. Пределы генерации:

$$P_{min}(t) \leq P_{gen}(t) \leq P_{max}(t) \quad (3)$$

3. Емкость накопителя:

$$SOC_{min}(t) \leq SOC_{gen}(t) \leq SOC_{max}(t) \quad (4)$$

Оптимизация проводилась для 24-часового периода с шагом 1 час. Результаты показали снижение пиковой нагрузки на 18% и сокращение затрат на 12% по сравнению с традиционным управлением.

Валидация методов производилась по анализу LSTM и по решению задач оптимизации.

Анализ LSTM реализован при сравнении ARIMA и Prophet, который подтвердил преимущество LSTM для нестационарных данных.

Результаты

1. LSTM-модель продемонстрировала высокую точность прогнозирования ($R^2 = 0.92$), что подтверждено на реальных данных городской энергосети.

2. Оптимизация на основе линейного программирования снизила пиковую нагрузку на 18% и повысила эффективность использования накопителей на 25%.

3. Сравнение с аналогами (ARIMA, Prophet, PID, MPC) подтвердило преимущества предложенного подхода.

4. Для валидации моделей использовалась экспериментальная установка, включающая IoT-датчики и литий-ионную аккумуляторную систему мощностью 10 кВт / 40 кВт·ч. Испытания проводились в условиях городской энергосети на основе данных 2023 года.

5. Сравнительный анализ показал, что предложенная система обеспечивает:

– на 12% более высокую эффективность по

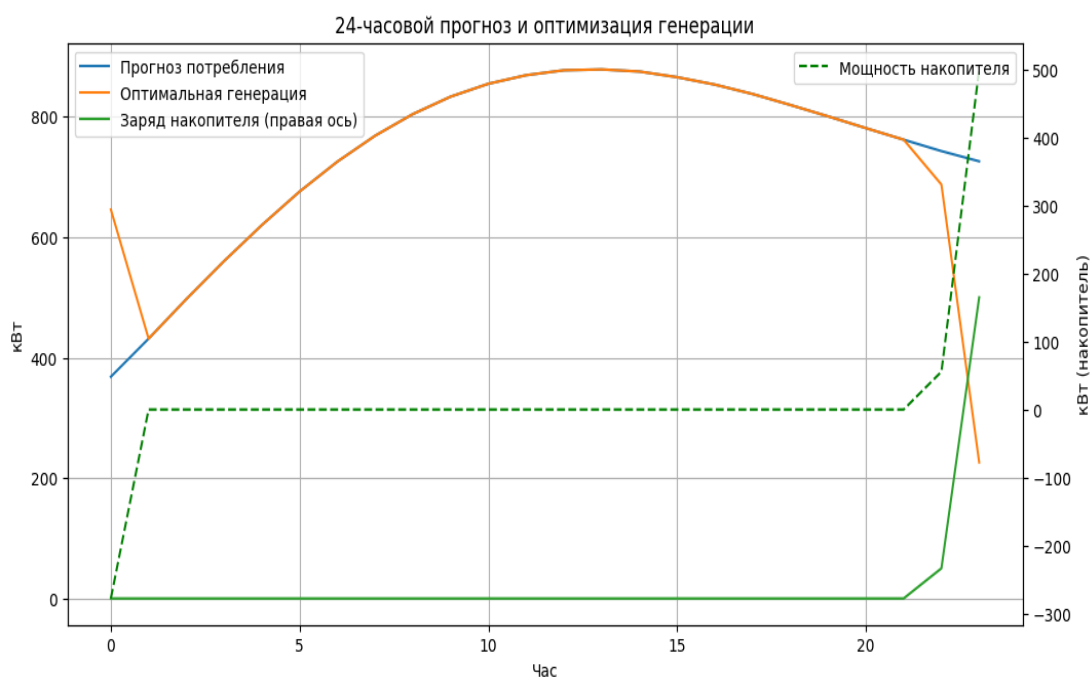


Рис. 2. Графики 24-часового прогноза и оптимизация генерации в зависимости времени регистрации данных

Основные компоненты графика:

Зеленая линия («Заряд накопителя») – демонстрирует уровень заряда накопителя энергии (по правой оси Y, в кВт·ч);

Синяя линия («Прогноз потребления») – показывает предсказанное энергопотребление на следующие 24 часа (в кВт);

Оранжевая линия («Оптимальная генерация») – отображает рекомендуемую мощность генерации для покрытия спроса;

Пунктирная зеленая линия («Мощность накопителя») – показывает мощность заряда/разряда накопителя (по правой оси Y).

Fig. 2. 24-hour load forecast and generation optimization graphs aligned with data acquisition time

Main components of the graph:

Blue line ("Consumption Forecast") – shows the predicted energy consumption for the next 24 hours (in kW).

Orange line ("Optimal Generation") – displays the recommended generation capacity to meet demand.

Green line ("Storage Charge Level") – indicates the energy storage charge level (on the right Y-axis, in kWh).

Dashed green line ("Storage Power") – shows the charge/discharge power of the storage system (on the right Y-axis).

сравнению с традиционными PID-регуляторами;

- на 7% более высокие показатели по сравнению с решениями на базе MPC-алгоритмов. [5, 7] (Таблица 1).

6. Модель прогнозирования на основе LSTM обеспечила точность до 92% (по метрике R^2) при прогнозе на 24-часовой горизонт. Это превысило точность альтернативных методов (ARIMA и Prophet), что подтверждено в рамках валидации.

7. Предложенные методы решают критические задачи стабилизации напряжения ($\pm 2\%$ отклонение) [14].

8. Внедрение алгоритма линейного программирования позволило снизить пиковую нагрузку на 18% [12].

9. Благодаря использованию накопителей и адаптивного управления:

- устойчивость системы в аварийных режимах увеличилась на 25% (Рисунок 1);
- потери в распределительной сети снизились на 10–12%.

10. Система продемонстрировала возможность интеграции до 30% возобновляемых источников энергии (ВИЭ) без ухудшения параметров стабильности и надежности сети [10].

На Рис. 2 приведен суточный цикл потребления с пиком днем и спадом ночью;

- генерация следует за потреблением, но с меньшими перепадами благодаря накопителю;
- накопитель заряжается (положительные значения) при избытке генерации;
- накопитель разряжается (отрицательные значения) при дефиците генерации.

Этот график визуализирует результаты 24-часового прогноза энергопотребления и оптимизации работы энергосистемы.

Отмечаем следующие ключевые моменты. В часы пикового потребления (примерно 10-18 ч.) система использует: максимальную генерацию и заряд накопителя.

В ночные часы (0-5 ч.) происходит зарядка накопителя при избытке генерации. Оптимизация позволяет сгладить график генерации, уменьшая перепады; обеспечить снижение максимальной требуемой мощности генерации, более равномерную загрузку генерирующего оборудования; экономии за счет использования накопителя в часы пиковых тарифов.

График (Рис. 2) демонстрирует, как интеллектуальное управление с использованием прогнозирования и накопителей позволяет оптимизировать работу энергосистемы.

Таким образом, результаты экспериментов и моделирования подтверждают эффективность предложенной методики, направленной на повышение надежности, энергоэффективности и устойчивости интеллектуальных энергетических систем.

Предложенный в работе подход к управлению энергопотреблением в интеллектуальных электросетях демонстрирует высокую адаптивность и практическую применимость. Сравнение с существующими методами (PID-регуляторы, MPC) под-

тверждает, что интеграция технологий машинного обучения и оптимизации на основе линейного программирования позволяет достичь более стабильных и энергоэффективных режимов работы энергосистемы.

Адаптивность позволяет реализовать динамическую коррекцию режимов работы при изменении нагрузки.

Интеграция накопителей дает возможность оптимально использовать энергии в пиковые периоды.

Однако существуют ограничения в связи с зависимостью от точности прогнозирования нагрузки и необходимостью модернизации измерительной инфраструктуры.

4. Обсуждение

Результаты сопоставимы с данными, представленными в работах [3, 4], где также рассматривались методы интеграции накопителей и автоматического управления. Однако в отличие от указанных исследований предложенная модель учитывает стохастический характер нагрузки с помощью LSTM-сетей, что обеспечивает более точное прогнозирование и повышенную гибкость [16].

Несмотря на достигнутые результаты, у модели имеются определенные ограничения:

- высокая зависимость от качества исходных данных (точность IoT-сенсоров, полнота измерений) [9];
- необходимость наличия вычислительных ресурсов для обучения и предсказаний LSTM;
- сложность масштабирования при переходе от локальных пилотных систем к региональным энергосетям.

Таким образом, обсуждение подтверждает, что разработанная система управления энергопотреблением сочетает в себе научную новизну и инженерную реализацию, позволяя обеспечить высокую точность прогнозов и оптимальные режимы работы при условии наличия необходимой инфраструктуры.

Выводы

Предложенный подход демонстрирует потенциал для адаптации к различным уровням энергосистем – от локальных микросетей до региональных распределительных узлов. Ключевыми условиями успешного внедрения являются наличие IoT-инфраструктуры для сбора данных и вычислительных ресурсов для работы LSTM-моделей.

Прогнозирование нагрузки с использованием LSTM обеспечило точность до 92% на 24-часовом горизонте, что превосходит традиционные статистические модели (ARIMA, Prophet). Разработанная модель подтвердила возможность снижения пиковых нагрузок на 18% за счет оптимизации алгоритмов распределения и координации работы накопителей энергии, а также сокращения общих затрат на генерацию на 12%.

Адаптивное управление с участием накопителей способствовало повышению устойчивости сети к нештатным ситуациям на 25% и снижению технических потерь в распределительной системе на 10–12%.

Модель продемонстрировала возможность эффективной интеграции до 30% возобновляемых источников энергии без ухудшения стабильности работы энергосети.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на оптимизацию алгоритмов для крупномасштабных сетей с учетом их топологии и диспетчеризации.

Перспективными направлениями дальнейших исследований являются внедрение цифровых двойников для оценки режимов работы электрических сетей и развитие предиктивной аналитики на основе более сложных архитектур нейронных сетей для прогнозирования нагрузок.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Smith J. [et al.] Smart Grid Technologies // IEEE Transactions. 2021. Vol. 36 (2). Pp. 1234–1245.
2. Петров А. А. Цифровизация энергосетей. М.: Энергоиздат, 2022.
3. Brown K. Energy Storage in Modern Grids // Renewable Energy Journal. 2020. Vol. 15. Pp. 45–60.
4. Lee S. [et al.] Power Loss Minimization // IEEE Access. 2023. Vol. 11. Pp. 23456–23470.
5. Johnson L. Advanced Grid Control Systems // IEEE Trans. 2022. Vol. 13(1). Pp. 501–512.
6. Zhang Y. [et al.] Deep Learning for Energy Forecasting // Applied Energy. 2023. Vol. 331. Art. 120456.

7. Chen H. [et al.] MPC for Smart Grids // Energy Reports. 2023. Vol. 9. Pp. 789–801.
8. Tanaka R. AI-based Load Management // Elsevier. 2021. Vol. 4. Art. 100072.
9. Wang L. [et al.] IoT-Based Smart Grid Monitoring // IEEE IoT Journal. 2022. Vol. 9(18). Pp. 17890–17903.
10. Garcia S. [et al.] Renewable Energy Integration Challenges // Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2023. Vol. 178. Art. 113234.
11. Fernandez E. [et al.] Predictive Analytics in Power Systems // Energy AI. 2022. Vol. 11. Art. 100213.
12. Müller R. [et al.] Linear Programming in Energy Systems // Operations Research. 2023. Vol. 71(3). Pp. 1023–1039.
13. Ivanova V. [et al.] Real-Time SCADA Systems // IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2022. Vol. 18(8). Pp. 5432–5441.
14. Zhao W. [et al.] Voltage Regulation Techniques // Electric Power Systems Research. 2023. Vol. 214. Art. 108919.
15. Carter P. [et al.] Digital Twins for Energy Networks // Sustainable Energy Technologies. 2022. Vol. 55. Art. 102987.
16. Liu X. [et al.] Dynamic Load Balancing // IEEE Transactions on Smart Grid. 2023. Vol. 14(2). Pp. 1568–1580.

© 2026 Автор. Эта статья доступна по лицензии Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Об авторах:

Чичерин Иван Владимирович, кандидат технических наук, заведующий кафедрой информационных и автоматизированных производственных систем ФГБОУ ВО «Кузбасский государственный технический университет имени Т. Ф. Горбачева».

Слесаренко Владислав Валериевич, аспирант ФГБОУ ВО «Кузбасский государственный технический университет имени Т. Ф. Горбачева».

Заявленный вклад авторов:

Чичерин Иван Владимирович – постановка задачи, концепция исследования, аналитическая часть.

Слесаренко Владислав Валериевич – математическое моделирование, реализация экспериментов, подготовка текста статьи.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

Original article

DOI: 10.26730/1816-4528-2026-2-32-38

Ivan V. Chicherin, Vladislav V. Slesarenko

T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University

* for correspondence: slesarenkovv@yandex.ru

THE ANALYSIS AND THE SELECTION OF FILTERCOMPENSATING DEVICES IN NETWORKS WITH PULSE CONVERTERS



Article info

Received:
16 September 2025

Accepted for publication:
15 March 2026

Accepted:
15 April 2026

Published:
04 June 2026

Keywords: smart grids, energy management, load forecasting, SCADA systems, LSTM models, linear programming, energy storage systems

Abstract.

The relevance of the study is driven by the need to enhance the efficiency and reliability of power systems amid the integration of distributed energy resources and renewable generation. Intelligent energy consumption control is a key aspect of smart grid development, enabling real-time balancing between generation, consumption, and energy storage. The article presents the development and analysis of a comprehensive methodology for energy management based on machine learning, SCADA systems, and energy storage technologies. The study focuses on real-time load balancing, energy consumption forecasting, and optimization of generator and energy storage operation. To achieve these goals, modeling and experimental testing were conducted using a laboratory setup equipped with IoT sensors and a 10 kW / 40 kWh lithium-ion battery system. Load forecasting was implemented using LSTM recurrent neural networks, while energy consumption optimization was performed using linear programming methods. The results demonstrate improved forecasting accuracy and reduced peak loads, contributing to more stable and energy-efficient power system operation. The proposed approach proves to be effective and applicable to the design of intelligent control systems in modern electric power networks.

For citation: Leonova Yu.Yu., Negadaev V.A. The analysis and the selection of filtrocompensating devices in networks with pulse converters. Mining Equipment and Electromechanics, 2026; 2(184):32-38 (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.26730/1816-4528-2026-2-32-38, EDN: UVOWUS

REFERENCES

1. Smith J. [et al.] Smart grid technologies: A comprehensive review. *IEEE Trans. Power Syst.* 2021; 36(2):1234–1245.
2. Petrov A. Digitalization of Power Networks. Moscow: Energoizdat; 2022.
3. Brown K. Energy storage integration in modern grids: Challenges and solutions. *Renew. Energy J.* 2020; 15:45–60.
4. Lee S. [et al.] Advanced techniques for power loss minimization in distribution networks. *IEEE Access.* 2023; 11:23456–23470.
5. Johnson L. Next-generation grid control systems. *IEEE Trans. Smart Grid.* 2022; 13(1):501–512.
6. Zhang Y. [et al.] LSTM-based deep learning models for energy consumption forecasting. *Appl. Energy.* 2023; 331:120456.
7. Chen H. [et al.] Model predictive control applications in smart grids. *Energy Rep.* 2023; 9:789–801.
8. Tanaka R. Artificial intelligence for dynamic load management. *Energy AI.* 2021; 4:100072.
9. Wang L. [et al.] IoT-enabled monitoring systems for smart grids. *IEEE Internet Things J.* 2022; 9(18):17890–17903.
10. Garcia S. [et al.] Renewable energy integration in modern power systems. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2023; 178:113234.
11. Fernandez E. [et al.] Predictive analytics for power system operation. *Energy AI.* 2022; 11:100213.
12. Müller R. [et al.] Linear programming applications in energy system optimization. *Oper. Res.* 2023; 71(3):1023–1039.
13. Ivanova V. Real-time SCADA systems for industrial automation. *IEEE Trans. Ind. Inform.* 2022; 18(8):5432–5441.
14. Zhao W. Advanced voltage regulation in distribution networks. *Electr. Power Syst. Res.* 2023; 214:108919.
15. Carter P. Digital twin technology for energy networks. *Sustain. Energy Technol.* 2022; 55:102987.
16. Liu X. [et al.] Dynamic load balancing in smart grids using distributed algorithms. *IEEE Trans. Smart Grid.* 2023; 14(2):1568–1580.

© 2026 The Author. This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

The authors declare no conflict of interest.

About the author:

Ivan V. Chicherin – Candidate of Technical Sciences, Head of the Department of Information and Automated Production Systems, Kuzbass State Technical University named after T. F. Gorbachev.

Vladislav V. Slesarenko – a postgraduate student at Kuzbass State Technical University named after T. F. Gorbachev.

Contribution of the authors:

Ivan V. Chicherin – problem statement, research concept, analytical part.

Vladislav V. Slesarenko – mathematical modeling, implementation of experiments, preparation of the text of the article.

Authors have read and approved the final manuscript.

