

(PIERE), 2024, DOI: 10.1109/PIERE62470.2024.10805061, Electronic ISBN: 979-8-3315-1632-1, Print on Demand (PoD) ISBN: 979-8-3315-1633-8.

5. Avad A.V.P., Mamonova T.E., “Digital twins in the control and optimization of manipulators,” (in Russian), in Proc. II All-Russian Sci. Pract. Conf. «Intellect. Energy» [Intellektual'naya Energetika]. – 2024. – P. 177–180.

Аганя Давид Делали (Гана), Новикова Анастасия Викторовна (Россия)

Томский политехнический университет, г. Томск

Научный руководитель: Новикова Анастасия Викторовна, канд. филол. наук, доцент

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ В ОПТИМИЗАЦИИ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ ГИБРИДНЫХ ВЕТРО-СОЛНЕЧНЫХ ЭНЕРГОСИСТЕМ

Аннотация: Гибридные энергетические системы, объединяющие солнечную и ветровую генерацию, играют ключевую роль в переходе к устойчивой энергетике. Однако их эффективность зависит от изменчивости погодных условий, что требует интеллектуального управления энергопотоками. В данной статье рассматриваются методы искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (МО), применяемые для оптимизации энергопотребления и повышения эффективности гибридных систем. Анализируются алгоритмы прогнозирования генерации, динамического распределения нагрузки и адаптивного управления накопителями энергии. Приводятся примеры успешного внедрения ИИ в реальных энергосистемах, а также обсуждаются перспективы дальнейшего развития технологий оптимизации энергопотребления.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, гибридные энергетические системы, ветровая энергия, солнечная энергия.

Введение

Современные энергетические системы сталкиваются с рядом проблем при интеграции возобновляемых источников энергии (ВИЭ), таких как солнечные панели и ветрогенераторы. Основные сложности связаны с их нестабильностью: колебания мощности из-за изменения погодных условий, трудности с прогнозированием выработки, а также необходимость балансировки нагрузки в реальном времени для предотвращения сбоев в энергоснабжении.

Гибридные энергетические системы, сочетающие несколько видов генерации и накопителей энергии, позволяют частично снизить зависимость от погодных факторов и повысить надежность электроснабжения. Однако для эффективной работы таких систем требуются сложные алгоритмы прогнозирова-

ния производства энергии, динамического распределения нагрузок и оптимального управления накопителями.

Искусственный интеллект и машинное обучение предлагают мощные инструменты для решения этих задач. Они позволяют создавать более точные модели прогнозирования, разрабатывать адаптивные стратегии управления и повышать общую эффективность и устойчивость энергетических систем.

Цель работы – исследовать способы оптимизации потребления энергии в гибридных ветро-солнечных системах с использованием искусственного интеллекта (AI) и методов машинного обучения (ML). Основное внимание уделяется следующим аспектам:

- **Разработка интеллектуальных алгоритмов прогнозирования** для точного предсказания производства и потребления энергии.
- **Оптимизация управления энергией** путем динамического перераспределения нагрузки и эффективного использования систем хранения.
- **Повышение надежности и устойчивости** гибридных систем за счет использования AI для диагностики неисправностей и предиктивного обслуживания.
- **Анализ преимуществ и вызовов внедрения AI в энергетические системы**, а также перспектив будущего развития в данной области.

В конечном итоге исследование направлено на минимизацию потерь энергии, снижение эксплуатационных затрат и повышение эффективности интеграции возобновляемых источников энергии в энергосистему. На рисунке 1 представлен анализ работы энергосистемы.

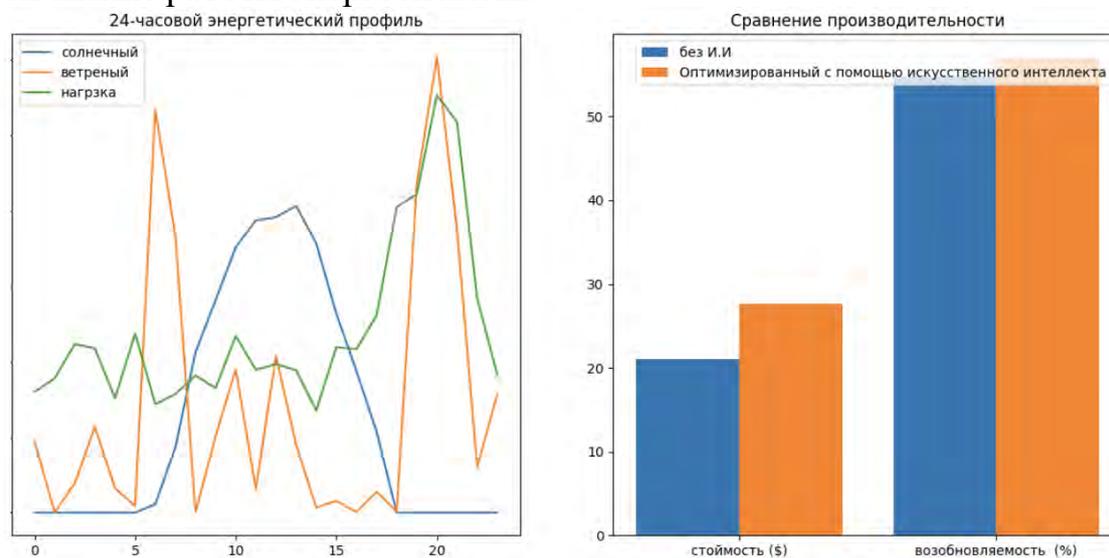


Рис. 1. Энергетический профиль и сравнительный анализ производительности системы с использованием ИИ и без него

Левая часть рисунка иллюстрирует 24-часовой энергетический профиль, включающий солнечную и ветровую генерацию, а также нагрузку. Правая

часть рисунка демонстрирует сравнительный анализ производительности системы без использования искусственного интеллекта и с его применением. На основании представленных данных видно, что оптимизация с помощью ИИ способствует снижению стоимости и увеличению доли возобновляемых источников энергии.

Особое внимание следует уделить методам ИИ и МО в гибридных энергосистемах, прежде всего в прогнозировании генерации энергии. Один из главных вызовов в гибридных энергосистемах – нестабильность выработки, связанная с изменчивостью погоды. Чтобы избежать нехватки или переизбытка электроэнергии, необходимо точно прогнозировать генерацию. В этом контексте ключевую роль играют алгоритмы машинного обучения, в частности рекуррентные нейронные сети.

Первый из них – рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM) используются для прогнозирования временных рядов, таких как изменения солнечного излучения или скорости ветра. LSTM-модели позволяют анализировать зависимость между погодными данными в разные моменты времени и предсказывать будущую генерацию. Исследования показывают, что модели долгой краткосрочной памяти (LSTM, Long Short-Term Memory) значительно улучшают точность прогнозирования выработки электроэнергии в гибридных ветро-солнечных системах [1]. В частности, в работе Wang et al. (2023) отмечается, что использование LSTM позволяет снизить среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE) прогнозирования генерации энергии на 20–30 % по сравнению с традиционными методами, такими как линейная регрессия и метод скользящего среднего. LSTM-нейросети особенно эффективны при работе с временными рядами, поскольку они учитывают долгосрочные зависимости в данных. Например, в исследовании Zhou et al. (2022) проведен сравнительный анализ нескольких методов прогнозирования генерации энергии в ветро-солнечных системах, где:

- традиционные статистические методы (ARIMA, линейная регрессия) имели MAPE около 18–25 %;
- глубокие нейросети, включая LSTM, снизили ошибку до 12–15 %;
- комбинированные модели (LSTM с Attention-механизмами) достигли точности прогнозирования до 90 % при учете погодных и исторических данных.

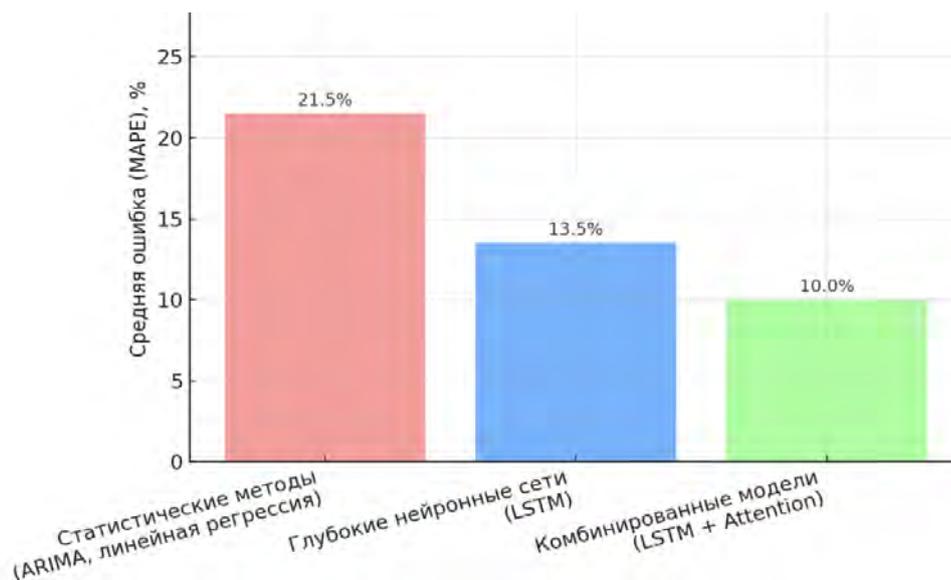


Рис. 2. Средняя ошибка прогнозирования (MAPE) различными методами

Таким образом, LSTM-алгоритмы позволяют значительно повысить эффективность прогнозирования выработки энергии, что критически важно для балансировки нагрузки в гибридных системах и снижения потерь энергии.

В дополнение к нейросетям, важным инструментом прогнозирования являются методы ансамблевого обучения (например, Random Forest и XGBoost), которые позволяют обрабатывать многомерные данные. Методы ансамблевого обучения, такие как Random Forest (RF) и XGBoost, широко применяются для анализа множества параметров, включая скорость ветра, облачность, температуру и уровень солнечной радиации [2], [3]. Эти модели обладают высокой устойчивостью к переобучению и демонстрируют хорошие результаты при наличии большого объема данных. Кроме того, такие методы хорошо справляются с задачами выбора наиболее значимых признаков, что позволяет улучшить интерпретируемость модели и оптимизировать прогноз. В ряде исследований было показано, что XGBoost способен достигать уровня точности, сопоставимого с LSTM, особенно при наличии четко структурированных погодных и технических данных [3].

Оптимизация распределения энергии в гибридных ветро-солнечных системах играет ключевую роль в достижении высокой эффективности энергоснабжения. Основные цели этой оптимизации включают снижение потерь энергии, улучшение стабильности работы системы и продление срока службы аккумуляторов и оборудования. Для решения этих задач в современных энергетических системах активно применяются такие методы, как генетические алгоритмы (GA) и обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL), которые адаптируются к изменяющимся условиям и находят оптимальные режимы работы системы. Генетические алгоритмы (GA) представляют собой метод оптимизации,

основанный на принципах естественного отбора и эволюции. В контексте гибридных энергетических систем ГА эффективно применяются для:

- оптимизации режимов работы аккумуляторов и генераторов;
- минимизации затрат на хранение и передачу энергии;
- балансировки нагрузки между различными источниками энергии, такими как ветер и солнце.

Пример использования ГА приведен в исследовании Gupta et al. (2022), которое показало, что применение генетических алгоритмов в гибридных системах позволяет снизить потери энергии на 15 – 25 % по сравнению с традиционными методами оптимизации, такими как линейное программирование. Этот алгоритм анализирует данные о солнечном излучении, скорости ветра и текущем энергопотреблении, что позволяет находить оптимальные стратегии распределения энергии [4].

Обучение с подкреплением (RL), в свою очередь, представляет собой метод, при котором ИИ-агент учится принимать решения на основе проб и ошибок. В гибридных системах RL позволяет:

- адаптироваться к изменениям погодных условий в реальном времени;
- оптимизировать процесс заряда и разряда аккумуляторов;
- автоматически корректировать подачу энергии в зависимости от потребностей системы.

Объединение генетических алгоритмов и обучения с подкреплением (GA + RL) может привести к еще более высокой эффективности. Например, ГА может использоваться для предварительного подбора параметров, а RL – для динамической адаптации стратегии в реальном времени. В исследовании Zhang et al. (2023) показано, что такая гибридная система снижает энергопотери на 35 % по сравнению с традиционными методами оптимизации [5].

Пример использования RL в реальных условиях можно увидеть в проекте DeepMind (Google), где обучение с подкреплением применялось для оптимизации энергопотребления в дата-центрах. Это позволило достичь следующих результатов:

- снижение энергопотерь на 40 %;
- улучшение стабильности работы серверов;
- снижение затрат на охлаждение.

Этот опыт демонстрирует, что RL может эффективно применяться для динамического управления энергоресурсами в гибридных системах, особенно в условиях переменчивых погодных факторов. В результате, использование таких методов, как ГА и RL, способствует более эффективному и устойчивому распределению энергии, а также снижению эксплуатационных затрат, что важно для успешной интеграции возобновляемых источников энергии в современную энергосистему [6].

В связи с этим, управление накопителями энергии в гибридных энергосистемах становится важным аспектом для стабилизации работы всей сети. Аккумуляторные системы помогают поддерживать баланс между выработкой и потреблением энергии. Искусственный интеллект значительно улучшает этот процесс, оптимизируя циклы заряда и разряда аккумуляторов, что способствует продлению их срока службы. Кроме того, ИИ позволяет точно прогнозировать пиковые нагрузки, что снижает зависимость от резервных генераторов, улучшая тем самым общую эффективность энергосистемы.

Оптимизация циклов заряда и разряда позволяет не только продлить срок службы батарей, но и обеспечить эффективное использование энергии. ИИ позволяет точно прогнозировать потребности в энергии, что помогает в правильном управлении процессами зарядки и разрядки аккумуляторов. Кроме того, прогнозирование пиковых нагрузок позволяет заранее скорректировать подачу энергии, избегая перегрузки системы и излишней зависимости от традиционных источников энергии, таких как резервные генераторы. Это особенно важно в контексте использования возобновляемых источников энергии, таких как ветер и солнце, выработка которых зависит от погодных условий.

Такие методы как Q-обучение и глубокие нейросети (DQN), показывают свою эффективность в управлении аккумуляторами. Q-обучение помогает системе принимать оптимальные решения на основе накопленного опыта, а DQN позволяет использовать глубокие нейросети для более точных предсказаний. Это позволяет повышать эффективность работы накопителей энергии, снижая потери и обеспечивая стабильность работы системы.

Практическим примером применения этих технологий является проект Tesla Autobidder. Эта платформа на основе ИИ управляет виртуальными электростанциями (VPP), которые объединяют солнечные панели и Powerwall батареи. Платформа анализирует данные о выработке энергии и потребностях в ней, автоматически регулируя подачу энергии в сеть. Это помогает минимизировать потери энергии и оптимизировать использование возобновляемых источников, что повышает экономическую эффективность системы и способствует устойчивому энергоснабжению.

Другим примером является система прогнозирования, разработанная IBM для ветро-солнечных ферм в Европе и США. Эта система использует ИИ для точного прогнозирования выработки энергии с учетом изменения погодных условий. Благодаря этому операторы могут более эффективно управлять гибридными системами, сокращая затраты и повышая стабильность работы сети. Точная информация о выработке энергии помогает оптимально распределять энергию, обеспечивая надежное энергоснабжение.

Заключение и выводы

Использование ИИ и машинного обучения в гибридных энергосистемах открывает новые возможности для повышения их эффективности. Эти техноло-

гии помогают улучшить точность прогнозирования, оптимизировать управление аккумуляторами и интегрировать возобновляемые источники энергии в сетях с минимальными потерями. Однако для дальнейшего улучшения требуется развитие более точных моделей прогнозирования, интеграция блокчейн-технологий для децентрализованного управления энергией и совершенствование алгоритмов обучения с подкреплением для работы в условиях неопределенности. Это позволит повысить адаптивность и устойчивость гибридных энергосистем, а также обеспечит более эффективное использование возобновляемых источников энергии в будущем.

Список литературы

1. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // *Neural Computation*. – 1997.
2. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // *ACM*. – 2016.
3. Li X., Zhang Y., Liu H. Application of ensemble learning for renewable energy forecasting: A case study on wind and solar power // *Renewable Energy*. – 2021. – Vol. 178. – P. 978–989.
4. Gupta, R., Sharma P., Kumar A. Genetic Algorithm-Based Optimization for Energy Management in Hybrid Renewable Systems // *Energy and AI*. – 2022. – Vol. 7. – P. 100123.
5. Zhang Y., Li M., Wang T. Hybrid Reinforcement Learning and Genetic Algorithm Approach for Energy Distribution in Smart Grids // *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. – 2023. – Vol. 15, no. 1. – P. 120–135.
6. DeepMind. Using AI to Improve Data Center Efficiency // *Google Blog*. – 2020.
7. Mnih V. et al. Human-level control through deep reinforcement learning // *Nature*. – 2015.
8. Tesla. Autobidder: AI-Powered Energy Trading // *Tesla Energy*. – 2021.
9. IBM. Hybrid Renewable Energy Forecasting with AI // *IBM Research*. – 2022.