

Н.К. Полуянович, Н.И. Светличный, О.В. Качелаев, М.Н. Дубяго

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ПРЕДИКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ В МИКРОСЕТЯХ С МЕХАТРОННОЙ ВЕТРО-ГЕНЕРАТОРНОЙ СИСТЕМОЙ

Рассмотрено влияние различных факторов на точность прогноза генерации ветроэнергетической установкой (ВЭУ). Определен оптимальный набор входных параметров (день, месяц, время, скорость ветра, температура воздуха, атмосферное давление и расчетная вырабатываемая мощность ВЭУ) для прогнозирования, обоснованы методы их обработки. Проведено исследование влияния воздействующих факторов на точность прогнозирования генерируемой мощности ВЭУ. Построены профили входных данных для прогнозирования электрогенерации ВЭУ. Рассмотрены особенности метеорологических условий за год, определены часто встречающиеся значения скорости ветра, и др., для выбора оптимальной ВЭУ. Показано, что метеорологических условия удовлетворяют паспортным требованиям выбранной для рассматриваемого региона ВЭУ. Рассмотрены нейросетевые (НС) модели для прогнозирования генерации мощности ВЭУ, выбрана оптимальная НС, построена структура и разработан алгоритм НС для прогнозирования генерируемой мощности ВЭУ. Разработанная математическая модель генерации мощности ВЭУ направлена на повышение точности и адаптивности благодаря учету ключевых динамических факторов (скорость и изменение направления ветра, температура и плотность воздуха и др.). Выбран комбинированный метод управления генерацией ВЭУ (MPPT + Pitch) обеспечивает баланс между эффективностью и безопасностью. На основании расчетной генерируемой мощности ВЭУ, и метеорологических условий в месте расположения нейросетевая модель показала высокую точность прогнозирования мощности ВЭУ. Показано, что выбранный тип ВЭУ сочетает в себе технологическую надежность, рентабельность и соответствие современным тенденциям ветроэнергетики. НС-модель позволяет поддерживать баланс между вырабатываемой и потребляемой электроэнергией, а, следовательно, повышает КПД, снижает паразитные потери в микросети, а также снижает износ оборудования.

Мехатронная система; микросеть; предиктивные технологии; нейронная сеть метрики, процессы управления энергосистемой.

N.K. Poluyanovich, N.I. Svetlichnyi, O.V. Kachelaev, M.N. Dubyago

NEURAL NETWORK METHOD OF PREDICTIVE CONTROL IN MICROGRIDS WITH MECHATRONIC WIND-GENERATOR SYSTEM

The influence of various factors on the accuracy of forecasting wind turbine generator (WTG) generation is considered. The optimal set of input parameters (day, month, time, wind speed, air temperature, atmospheric pressure and estimated power output of wind turbine) for forecasting is determined, and the methods of their processing are substantiated. The influence of influencing factors on the accuracy of forecasting the generated power of wind turbines was investigated. Profiles of input data for forecasting the power generation of wind power plants are constructed. The peculiarities of meteorological conditions for a year are considered, frequently occurring wind speed values are determined, etc., for the selection of an optimal wind turbine. It is shown that the meteorological conditions meet the passport requirements of the WTG selected for the region under consideration. Neural network (NN) models for forecasting the power generation of wind turbines are considered, the optimal NN is selected, the structure is built and the algorithm of NN for forecasting the generated power of wind turbines is developed. The developed mathematical model of wind power generation is aimed at improving accuracy and adaptability by taking into account key dynamic factors (wind speed and change in wind direction, air temperature and density, etc.). The combined wind turbine generation control method (MPPT + Pitch) is chosen to ensure a balance between efficiency and safety. The combined method of controlling the wind turbine generation (MPPT + Pitch) is chosen, which provides a balance between efficiency and safety. Based on the estimated generated power of wind turbines, and meteorological conditions at the location, the neural network model showed high accuracy in predicting the power of wind turbines. It is shown that the selected type of wind turbine combines technological reliability, cost-effectiveness and compliance with modern trends in wind energy. The NN model allows maintaining a balance between generated and consumed electricity, and, consequently, increases efficiency, reduces parasitic losses in the microgrid, and reduces wear and tear of equipment.

Mechatronic system; microgrid; predictive technologies; neural network metrics; power system control processes.

Введение. Мехатронная система ветрогенераторной установки – микросети могут работать как в единой сети с основными энергетическими системами, так и автономно. Мехатронная система как совокупность мехатронных модулей и узлов, синергетически связанных между собой, для выполнения функциональной задачи – обеспечения бесперебойной работы в изменяющихся условиях. Это единый комплекс электромеханических, электронных элементов и средств вычислительной техники, между которыми осуществляется постоянный обмен энергией и информацией, объединённый общей системой автоматического управления, обладающей элементами искусственного интеллекта. Включает в себя ветрогенератор, блок управления, датчики, аккумуляторные батареи, инвертор и счётчик электроэнергии. Ветрогенератор собирает и преобразует энергию ветра в электроэнергию, блок управления распределяет её между аккумуляторами и внешней нагрузкой. Инвертор преобразует постоянный ток в переменный для внешней нагрузки и регулирует выходное напряжение.

Эффективность работы ветроэлектрической установки (ВЭУ) напрямую зависит от погодных условий, неопределённость которых требует использования искусственных нейронных сетей для точного прогнозирования выработки электроэнергии. Точное прогнозирование позволяет оптимизировать тактику эксплуатации, что может привести к снижению затрат на обслуживание и увеличению доходности от продажи электроэнергии.

Актуальность работы обусловлена решением проблемы снижения трат и повышения доходности от продажи электроэнергии.

Предмет исследований – алгоритмы нейросетевого управления, ветроэлектрическая установка.

Целью работы является разработка и исследование нейросетевого алгоритма предиктивного управления для повышения эффективности и устойчивости микросетей, включающих мехатронные ветрогенераторные системы.

Практическое применение состоит в точном краткосрочном и долгосрочном прогнозировании выработки электроэнергии ветроустановкой, выборе оптимальных входных параметров и структуры нейросети с применением оборудования серийного производства, которое позволяет обеспечить надёжность и дешевизну.

Критерии выбора оптимальной ВЭУ. Для правильного выбора установки и её эффективного использования необходимо учитывать следующие параметры [1]:

- ◆ конструкция;
- ◆ место установки;
- ◆ мощность.

Основные различия горизонтально и вертикально осевых ВЭУ приведены в табл. 1.

Таблица 1

Основные различия горизонтально и вертикально осевых ВЭУ

Тип конструкции ВЭУ	Диапазон КПД, %	Рабочий диапазон скорости ветра, м/с	Номинальная скорость ветра, м/с	Занимаемая площадь одной ВЭУ, отн. ед.	Средняя цена (млн руб./МВт)
Горизонтально осевая	45-50	3-25	11-15	1.5-3	15-20
Савониус	15-25	2-12	8-10	1	12
Дарье	30-40	4-20	12-15	0.8	18
Геликоидная	35-45	3-25	10-14	0.7	22
Vortex	10-20	3-15	8-12	0.5	8

По КПД горизонтальные ВЭУ лидируют (45–50%) благодаря аэродинамике лопастей, среди вертикальных лучший КПД у геликоидных (35–45%). По компактности вертикальные (особенно Vortex) требуют меньше места, горизонтальные занимают в 1.5–3 раза

больше площади. По цене вертикальные Vortex – самые дешевые (8 млн руб./МВт), но с низким КПД, горизонтальные же оптимальны по цене и качеству (15–20 млн руб./МВт). Горизонтальные лучше для открытых площадок с стабильным ветром, вертикальные же подходят для турбулентных условий (города, крыши зданий).

Для выбора оптимальной модели ВЭУ были использованы следующие критерии: минимальная скорость ветра, обеспечивающая максимальную вырабатываемую мощность, номинальную вырабатываемую мощность установки, срок службы, надежность и стоимость. Основываясь на этих критериях, выбрана Vensys V126-3.8 MW. Эта модель наиболее подходит для установки на ВЭС ростовской области. Так как среднегодовая скорость ветра на высоте 100 метров в ростовской области составляет 6-8, то минимальная скорость ветра, обеспечивающая максимальную вырабатываемую мощность, этой установки позволит выработать наибольшее количество электроэнергии, повысив стабильность и качество энергоснабжения региона в целом. Высокая надежность снизит траты на техническое обслуживание, а высокий срок службы обеспечит регион энергией на многие годы. На основании проведенного исследования установлено, что наземная горизонтально-осевая ВЭУ большой мощности является оптимальным вариантом для заданных условий эксплуатации. Данный выбор обусловлен:

1. Высокой энергоэффективностью (горизонтальные ВЭУ демонстрируют лучший коэффициент использования ветра по сравнению с вертикальными).
2. Экономической целесообразностью (наземные установки требуют меньших затрат на монтаж и обслуживание, чем морские или плавающие аналоги).
3. Масштабируемостью (установки большой мощности обеспечивают значительную выработку энергии при рациональном использовании земельных ресурсов).

Таким образом, выбранный тип ВЭУ сочетает в себе технологическую надежность, рентабельность и соответствие современным тенденциям ветроэнергетики.

Робототехнический подход к управлению генерацией в микросетях. Робототехнический подход к управлению генерацией в микросетях подразумевает использование интеллектуальных алгоритмов и адаптивных методов для оптимизации работы локальных энергетических систем.

Современная ВЭУ в микросетях представляет собой робототехническую систему, сочетающую в себе мехатронные исполнительные устройства, систему датчиков и интеллектуальные алгоритмы управления, обеспечивающие автономную работу в изменяющихся условиях. К ключевым аспектам ВЭУ как робототехнической системы относятся:

- ◆ Мехатронная архитектура: – сервоприводы поворота лопастей; – электрогенератор с регулируемой скоростью; – система двигателей для ориентации на ветер (поворот башни в зависимости от направления ветра).

- ◆ Интеграция в микросеть. ВЭУ – часть киберфизической системы, где: – обмениваются данными с другими источниками (СЭС, дизель-генераторы) через SCADA; – чувствуют в балансировке мощности (через умные инверторы).

- ◆ Интеллектуальные функции: – прогнозирование: интеграция систем машинного обучения с ВЭУ для предсказания выработки на основе метеорологических данных; – адаптация: режимы работы меняются в реальном времени в зависимости от состояния сети (например, при переходе на островной режим).

- ◆ Автоматизированное управление. Сбор данных: ВЭУ использует датчики и сенсоры (анемометры, гироскопы, датчики напряжения) и алгоритмы обратной связи для: – автоматического позиционирования лопастей для получения оптимального угла атаки; – слежения за направлением ветра; – защиты от перегрузок (торможение при штормовом ветре).

Таким образом, современные ВЭУ представляют собой полноценную робототехническую систему, объединяющую умные датчики, мехатронные исполнительные механизмы и алгоритмы управления автономной работы агрегата. Как робот, установка анализирует ветер сенсорами, адаптирует положение лопастей сервоприводами, положение гондолы электродвигателями, прогнозирует генерацию и потребление через ИС и самостоятельно поддерживает энергобаланс в микросети – особенно в островном режиме (работе без подключения к централизованной сети). Способность проводить самодиагностику, наличие обратной связи и принятию решений без оператора делает ВЭУ не просто генератором, а интеллектуальным энергороботом.

Структурная схема разрабатываемой ВЭУ. Структурная схема подключения ВЭУ к микросети представлена на рис. 1. При скоростях от 3 м/с до 25 м/с воздействие ветра на ветроэнергетическую установку (ВЭУ) приводит к генерации переменного тока с различным уровнем напряжения. Частота этого тока постоянно колеблется в диапазоне от 10 Гц до 100 Гц. Затем многоуровневый управляемый выпрямитель преобразует переменный ток с меняющейся частотой, после чего он направляется к клеммам аккумуляторной батареи для зарядки. Для контроля уровня заряда аккумуляторной батареи используется регулятор напряжения. Если напряжение превышает заданный предел, при помощи тиристорного ключа осуществляется перевод нагрузки с аккумулятора на балластное сопротивление. Когда напряжение падает до определенной отметки, СУ вновь переключает режим на подзарядку аккумулятора. Гибридные аккумуляторные батареи играют ключевую роль не только в сохранении электрической энергии в режиме временного хранения, но также помогают поддерживать и регулировать напряжение, которое производится ветроэнергетическими установками. Многоуровневый управляемый инвертор получает регулируемое напряжение от выпрямителя, которое варьируется в зависимости от уровня заряда аккумуляторной батареи. Если потребляемый ток превосходит генерируемую ветроэнергетическим устройством мощность, аккумуляторы начинают разряжаться. В обратной ситуации инициируется процесс зарядки батарей.

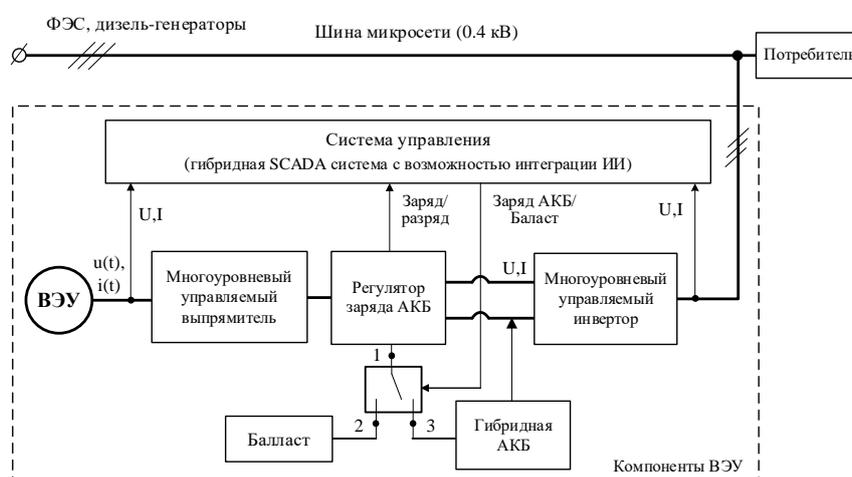


Рис. 1. Структурная схема ВЭУ с подключением к микросети

Проведено сравнение разработанной системы подключения ВЭУ к микросети с традиционным решением, табл. 2.

Таблица 2

Системы подключения ВЭУ к микросети

Критерии	Разрабатываемая	Традиционная
КПД преобразователей	98-99%	92-95%
Интеграция ИИ	+	-
Реакция на скачки тока	10-100 мс	500 мс – 1 сек
Срок службы АКБ	15+ лет	5-7 лет

Робототехническая система – это комплекс включающий: исполнительные механизмы, датчики, систему управления, обратную связь (коррекцию работы в реальном времени). ВЭУ, входящую в микросеть, можно с уверенностью назвать робототехнической системой, так как она обладает следующими преимуществами:

♦ Максимальная энергоэффективность достигается за счет многоуровневых преобразователей, имеющие КПД 98-99% по сравнению со стандартными двухуровневыми. А также применением гибридной АКБ (LiFePo₄ + суперконденсаторы) компенсирующей скачки генерации без перегрузки батареи.

♦ Умное управление генерацией. Благодаря СУ SCADA с возможностью интеграции ИИ появляется возможность прогнозировать выработку, основываясь на метеорологических данных и состоянии сети. Также СУ следит за балансом между генерацией и потреблением.

♦ Стабильность в островном режиме. Инвертор формирует напряжение/частоту соответствующее внешней сети. Балластная нагрузка мгновенно утилизирует избыток энергии. Масштабируемость под микросеть (совместимость с другими источниками электроэнергии, СЭС, дизель-генераторами).

Обзор методов и алгоритмов управления ВЭУ. Современные ВЭУ претерпевают значительные изменения благодаря улучшениям в механической конструкции и электронных управляющих схемах. Одни из них функционируют при стабильных скоростях вращения ротора, достигаемых за счет адаптации обмоток генератора или корректировки передаточных чисел в мультипликаторе. В других моделях применяется переменная частота вращения, регулируемая изменением размеров или формы ротора, а также модификацией угла подхода ветрового потока. Это свидетельствует о появлении и внедрении новых подходов к управлению ветрогенераторами, используя регулятор мощности или адаптируя лопасти. Базовые методы управления генерацией горизонтальных двух и трёхлопастных ВЭУ описан в работе [2]. В табл. 3 приведена классификация методов управления генерацией ВЭУ.

Таблица 3

Классификация методов управления генерацией ВЭУ

Метод управления	Область применения
Стабилизация мощности через постоянную частоту вращения	Малые ВЭУ (<10 кВт)
Ступенчатое регулирование мощности	Сетевые ВЭУ (50-500 кВт)
МРРТ (переменная частота вращения)	Автономные системы, гибридные ВЭУ
Pitch-control (управления углом атаки лопастей)	Промышленные ВЭУ (1+ МВт)
Комбинированный (МРРТ + Pitch)	Современные ВЭУ (3+ МВт)

Таким образом, рассмотренные методы управления генерацией ВЭУ показали, что:

♦ метод стабилизации мощности через постоянную частоту вращения – структурно простой, недорогой, но с низкой эффективностью. Подходит для маломощных ВЭУ в стабильных ветровых условиях;

♦ ступенчатое регулирование мощности – улучшает диапазон рабочих скоростей ветра за счет переключения обмоток. Оптимален для сетевых ВЭУ средней мощности;

♦ МРРТ (переменная частота вращения)– максимизирует выработку энергии, адаптируясь к изменчивому ветру. Требует точной электроники, но окупается за 2–5 лет;

♦ Pitch-control (управление углом атаки лопастей) – защищает ВЭУ от перегрузок и продлевает срок службы. Особенно важен в регионах с сильными ветрами и штормами;

♦ Комбинированный метод управления (МРРТ + Pitch) – обеспечивает баланс между эффективностью и безопасностью. Лучший выбор для современных мощных ВЭУ, несмотря на высокую стоимость.

Математическая модель генерации ВЭУ. Функционирование системы управления ветрогенератором и его спецификации зависят от множества воздействующих факторов. Важно создать модель генерации, включающую не только доминирующее воздействия (скорость ветра), но и второстепенные (плотность воздуха, температуру, атмосферное давление, направление ветра) учет которых значительно повысит точность модели.

Расчет генерируемой мощности ВЭУ производится по формуле 1.

$$P_{\text{ген}} = \frac{C_p * \rho * A}{2} * V^3 * \cos^3(a), \quad (1)$$

где ρ – плотность воздуха кг/м³; A – ометаемая поверхность ветроколеса м²; C_p – коэффициент использования ветра; V – скорость ветра м/с; a – угол изменения направления ветра, рад.

Из формулы 1. видно, что при расчете генерируемой мощности ВЭУ учитывается не только доминирующее воздействие (скорость ветра), но и другие факторы, такие как направление ветра, плотность воздуха, конструктивные параметры ВЭУ. Плотность воздуха рассчитывается по формуле 2. Менделеева-Клапейрона.

$$\rho = p * \frac{M}{R * T}, \quad (2)$$

где p – давление воздуха; $M = 28.98$ г/моль – молярная масса воздуха; $R = 8.314 \frac{\text{Дж}}{\text{моль*К}}$ – универсальная газовая постоянная; T – температура воздуха в Кельвинах.

Величина ометаемой поверхности ветра колеса рассчитывается по формуле 3.

$$A = \frac{\pi * D^2}{4}, \quad (3)$$

где D – диаметр ветроколеса выбранной ВЭУ.

Коэффициент использования энергии ветра – это показатель эффективности преобразования кинетической энергии ветра в механическую энергию ротора, рассчитывается по формуле 4. По закону Беца теоретический максимум коэффициента использования ветра $C_p = 0.593$.

$$C_p = \frac{P_{\text{мех}}}{P_{\text{ветра}}}, \quad (4)$$

где $P_{\text{мех}}$ – механическая мощность на валу ротора, Вт; $P_{\text{ветра}}$ – мощность ветрового потока, Вт. Мощность ветрового потока рассчитывается по формуле 5.

$$P_{\text{ветра}} = 0,5 * \rho * A * V^3. \quad (5)$$

Обычно при расчете генерируемой мощности ВЭУ используют типовые значения коэффициента использования ветра:

- ◆ для маленьких ВЭУ: $C_p = 0.25-0.35$;
- ◆ для промышленных ВЭУ: $C_p = 0.40-0.45$.

Математическая модель генерации, учитывающая множества воздействующих факторов представлена системой 6.

$$\begin{cases} P_{\text{ген}} = \frac{C_p * \rho * A}{2} * V^3 * \cos^3(a) \\ \rho = p * \frac{M}{R * T} \\ A = \frac{\pi * D^2}{4} \\ C_p = \frac{P_{\text{мех}}}{P_{\text{ветра}}} \\ P_{\text{ветра}} = 0,5 * \rho * A * V^3. \end{cases} \quad (6)$$

Таким образом, разработанная математическая модель генерации мощности ВЭУ направлена на повышение точности и адаптивности благодаря учету ключевых динамических факторов:

- ◆ модель учитывает изменение плотности воздуха с высотой, что позволяет точнее предсказывать мощность при переменном ветре;

- ◆ в отличие от паспортной кривой (стандартные условия: 15°C, 1 атм), модель адаптируется к локальным климатическим условиям;
- ◆ модель учитывает не только скорость, но и изменение направления ветра.

Моделирование нейросетевого прогнозирования мощности. Для моделирования нейросетевого прогнозирования вырабатываемой мощности ВЭУ проведем анализ воздействующих факторов. В работе [3] для прогнозирования скорости и направления ветряного потока использовалась база почасовых данных скорости и направления ветра за 36 лет. Лучший результат показала ИНС, обученная на выборке данных за 10 лет. Входная выборка состоит из следующих параметров: скорость ветра, направление ветра. В статье [4] для прогнозирования выработки ветроустановки рассматривалась выборка данных, состоящая из следующих параметров: дата и время; вырабатываемая активная мощность, кВт; скорость ветра на высоте гондолы; расчетное значение мощности при текущем значении ветра согласно паспортным данным, кВт; направление ветра. В [4] использовал выборку за 4 года с 10-ти минутным шагом. В работе [5] для прогнозирования выработки электроэнергии ветроэнергетической установкой использовались следующие исходные данные: дата и время, выработка электроэнергии, кВт; скорость ветра, м/с; направление ветра, град.; атмосферное давление, атм; температура воздуха. Выборка состояла из данных за 1 год. В статье [6] на вход подается две переменные: скорость ветра и коэффициент мощности ВЭУ, полученного из паспортных данных ветроустановки. В статье [7] автор применяет для прогнозирования мощности ветра на целевой ветроустановке данные влияния соседних ВЭУ на целевую, а также историческую мощность ветра на соседних турбинах. В работе [8] прогнозирование электрогенерации ветроустановки производилось на основе следующих входных параметров: скорость ветра, температура, давление и вырабатываемая мощность ветроустановкой. В работе [9] для прогнозирования мощности ветра на вход нейросети, оптимизированной алгоритмом “кошачьего рысканья”, подается выборка, состоящая из следующих параметров: скорость ветра, температура, давление и плотность воздуха. В табл. 4 приведены результаты исследования влияния воздействующих факторов на точность прогнозирования генерируемой мощности ВЭУ.

Проведено исследование влияния воздействующих факторов на точность прогнозирования генерируемой мощности ВЭУ. Основным фактором является скорость ветра, она дает основную точность прогноза, так как генерация мощности ВЭУ напрямую зависит от ветра, но использование исключительно доминирующего фактора даеткратно больший процент ошибки, по сравнению с системой прогнозирования, учитывающей и второстепенные факторы. Анализируя данные таблицы 8, можно сказать, что обеспечение высокой точности прогнозирования выработки электроэнергии ВЭУ требует использования следующих входных параметров: дата, время, скорость ветра, температура воздуха, атмосферное давление, вырабатываемая ВЭУ мощность.

Таблица 4

Влияние воздействующих факторов на точность прогнозирования

Учет входных (воздействующих) параметров на ВЭУ	Погрешность прогноза, %
Скорость и направление ветра	8.86
Время, дата, скорость и направление ветра, расчетная и вырабатываемая мощность ВЭУ	2.6
Время, дата, скорость и направление ветра, вырабатываемая мощность, атмосферное давление, температура воздуха	1.5
Скорость ветра и коэффициент мощности ВЭУ	7.5
Влияние соседних ВЭУ на целевую, мощность ветра соседних ВЭУ	1.02
Скорость ветра, вырабатываемая мощность, атмосферное давление, температура воздуха	3.6
Скорость ветра, атмосферное давление, температура воздуха, плотность воздуха	0.8

Для нейросетевого прогнозирования выработки электроэнергии была выбрана Каменская ВЭС, расположенная в Ростовской области вблизи города Каменск-Шахтинский. На территории данной ВЭС были собраны необходимые для прогнозирования входные данные за один год с временным интервалом сбора данных в 1 час. Анализ профиля скорости ветра на высоте 100 метров за 2023 год показал пиковую скорость ветра, равную 18 м/с, что меньше максимальной допустимой для ВЭУ горизонтального типа (25 м/с). Также видно снижение средней скорости ветра в весенний и летний сезоны, и рост в осенний и зимний сезоны.

На рис. 2 представлена гистограмма распределения скорости ветра по частоте встречаемости.

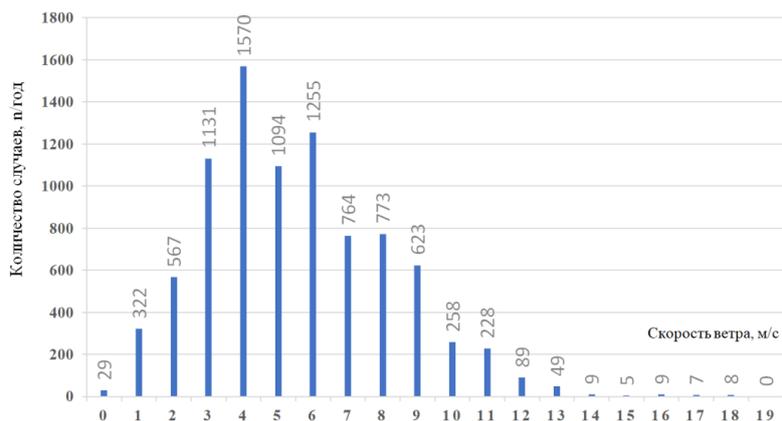


Рис. 2. Гистограмма распределения скорости ветра по частоте встречаемости

Анализ: На гистограмме распределения скорости ветра по частоте встречаемости видны наиболее часто встречающиеся значения скорости ветра – 4, 6 м/с. Рассматривая диапазон наиболее часто встречающихся скоростей ветра (от 2 до 9 м/с), среднее значение скорости будет 5.5 м/с, что в среднем соответствует генерации 500 кВт*час.

Для сравнения паспортной и расчетной генерируемой ВЭУ мощности на рис. 3 представлены наложенные друг на друга.

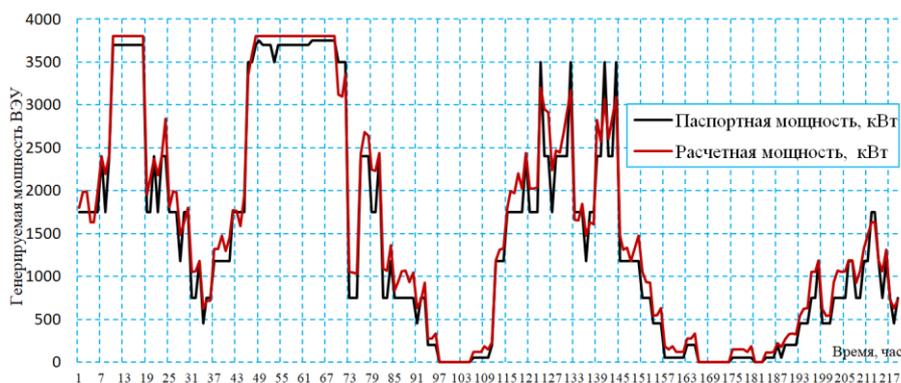


Рис. 3. Расчетная и паспортная генерируемая мощность ВЭУ

Анализ графиков вырабатываемой мощности ветроэлектрической установки (ВЭУ) и паспортной генерируемой мощности характеристики ветроагрегата (основанной только на доминирующем факторе – скорости ветра) рис. 3, показал, что паспортная кривая имеет более ступенчатый характер, так как она игнорирует второстепенные воздействия. Проведено сравнение, отличие этих двух кривых подтверждает важность учета всех воздействующих факторов в прогнозировании генерируемой мощности ВЭУ. Определен

оптимальный набор входных параметров (день, месяц, время, скорость ветра, температура воздуха, атмосферное давление и расчетная вырабатываемая мощность ВЭУ) для прогнозирования, обоснованы методы их обработки. Построены кривые собранных входных данных для прогнозирования электрогенерации ВЭУ. Рассмотрены особенности погодных условий за 2023 год в Каменск-Шахтинске, также были определены: наиболее часто встречающаяся скорость ветра, средняя скорость ветра за год.

Таким образом, полученные результаты служат основой для разработки нейросетевой модели в следующей главе.

Выбор нейросети для прогнозирования мощности ВЭУ. В работе [3] для прогнозирования скорости и направления ветрового потока исследовалась глубокая нейронная сеть с различными структурами. Использовалась метрика MAE (Mean Absolute Error Loss), а функции потерь Mini batch Gradient Descent (мини-пакетный градиентный спуск) в качестве метода оптимизации. В работе [4] применяется статистический гибридный метод прогнозирования ветра (SHWIP). Модель основана на динамической кластеризации погодных явлений в соответствии с их значимостью в производстве электроэнергии. При помощи системы SCADA снимаются необходимые ретроспективные данные ВЭУ и на их основе строится прогноз. В работе [10] для прогнозирования выработки электроэнергии ветроустановкой использовалась искусственная нейронная сеть. Наилучший результат получен при использовании категориального бустинга со следующими значениями гиперпараметров: шаг обучения – 0.235, максимальная глубина деревьев – 9; число деревьев – 50. В работе [5] для прогнозирования выработки электроэнергии ветроэнергетической установкой использовалась рекуррентная нейронная сеть, которая состоит из четырех слоев: первый предназначен для ввода входных параметров, два скрытых слоя (I и II) предназначены для вычислений, и, состоящий из одного нейрона, выходной слой для формирования прогнозного значения. Входной слой содержит пять нейронов, в соответствии с количеством входных параметров. В скрытых слоях содержится 32 нейрона. Наилучший результат РНС показала с функцией активации ReLU. В статье [11] сравниваются два метода прогнозирования генерации ветроэлектростанции, метод полиномиальной регрессии и искусственной нейронной сети. ИНС имеет 4 слоя, из которых: один состоит из четырех нейронов, два скрытых слоя состоят из 16 нейронов и выходной слой из одного нейрона. В качестве функции распределения использовалась функция Гаусса. Исследование проводилось с использованием функции активации – Rectifier. Обучение составляло 10 эпох. Исследования показали, что метод полиномиальной регрессии значительно хуже прогнозирует выработку ВЭС по сравнению с ИНС (7.89% к 1.02%). Но метод полиномиальной регрессии позволяет понять значимость отдельных параметров для прогнозирования генерации электроэнергии ветроэлектростанциями. В статье [6] реализована система нечеткого вывода на основе пятислойной нейронной сети прямого распространения. На вход подается две переменные, с тремя термами каждая. В статье [7] автор применяет гибридный метод прогнозирования мощности ветра, основанный на следующих двух методах: пространственно-временного анализа и глубокой остаточной сети. Первый метод применяется для изучения исторических данных о мощности ветра как от целевой ветроустановки, так и от соседних. Результат применения пространственно-временного анализа – графическая структура с корреляциями мощности ветра между выбранными ВЭУ. Далее глубокая остаточная сеть рассматривает полученные из пространственно-временного анализа данные влияния соседних ветроустановок на целевую и величины мощности ветра на соседних ВЭУ. В работе [8] применяется прогнозирование выработки электроэнергии ветроэлектростанцией при помощи ИНС. 70% выборки данных идет на обучение, 30% – на проверку сети. В исследовании использовалась следующая структура ИНС: один входной слой, состоящий из 4-х нейронов, один скрытый слой из 10 нейронов, и один выходной слой из 1 нейрона. В статье [9] реализована система прогнозирования скорости ветра с оптимизацией типа “кошачий рой” (CSO). Сеть состоит из входного слоя с тремя нейронами, скрытого слоя из 8 нейронов и выходного слоя из одного нейрона. В качестве функции активации выходного слоя используется puerlin, скрытого слоя – tansig. Применение CSO значительно снижает время итерации

нейронной сети. В работе [12] автор прогнозирует скорость ветра для дальнейшего преобразования в мощность, генерируемую ветроустановкой. Основным фактором, влияющим на мощность ВЭУ является текущая скорость ветра, это следует из математической зависимости мощности от метеоусловий. Так как зависимость между мощностью и скоростью ветра нелинейная и имеет кубическое значение для повышения точности данный рекомендуется использовать характеристику мощности от завода-изготовителя, предварительно проанализировав данные скорости ветра при помощи вейвлет-анализа. Прогноз осуществлялся с использованием регрессионной модели на основе нечеткой логики по методу Такаги-Сугено. В статье [13] рассмотрены методы анализа и обработки входных данных для прогнозирования электрогенерации ВЭУ с использованием ИНС. Лучший результат показал аппарат дискретного вейвлет-преобразования, так как он позволяет рассмотреть не только во временной, но и в частотных плоскостях. Наиболее подходящей для реализации данного метода является ИНС с обратным распространением ошибок.

Исходя из того, что критериями выбора ИНС [14] были: высокая точность, быстрота обучения и низкая сложность структуры НС, наиболее подходящей выбрана ИНС многослойный персептрон с обратным распространением ошибки. Этот метод показал самую высокую точность и скорость обучения.

На рис. 4 представлена разработанная структура нейросети для прогнозирования [15, 16] генерации мощности ВЭУ.

Обучение персептрона с использованием метода обратного распространения ошибки включает две ключевые фазы. На первом этапе, сигнал напрямую проходит через слои нейронной сети, что позволяет вычислить значение ошибки на выходе. Затем, в ходе второй фазы, происходит адаптация весов посредством обратного распространения градиента ошибки. Этот алгоритм, применяемый в рамках обучения с учителем (англ. supervised learning), направлен на уменьшение разницы между фактическими результатами сети и заданными целями, основываясь на минимализации функции ошибки. Под обучение с учителем подразумевается метод машинного обучения, при котором нейронная сеть обучается на размеченных данных.

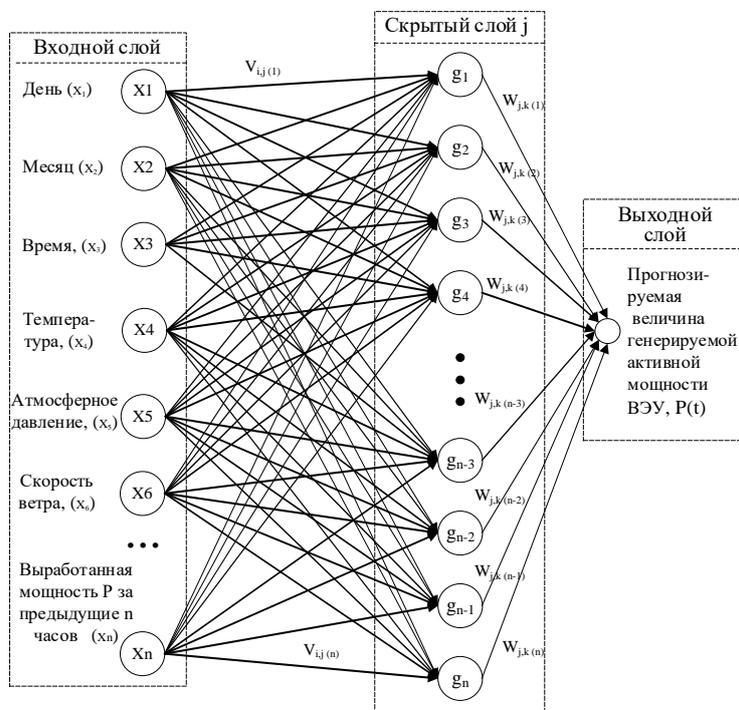


Рис. 4. Структура нейросети для прогнозирования генерации мощности ВЭУ

Математическая основа алгоритма базируется на применении правила цепочки (chain rule) для вычисления частных производных функции ошибки по весам сети. Правило цепочки – это метод вычисления производной сложных функций путем разложения ее на элементарные звенья. Если функция y зависит от x через промежуточную переменную u , то производная функции y по x представлена в формуле 7.

$$\frac{dy}{dx} = \frac{dy}{du} * \frac{du}{dx} \tag{7}$$

Применение этого правила в задаче частных производных функции ошибки по весам сети представлено в формуле 8.

$$\frac{dE}{dw_{ij}} = \frac{dE}{do_j} * \frac{do_j}{dnet_j} * \frac{dnet_j}{dw_{ij}}, \tag{8}$$

где E – функция ошибки (например MSE); w_{ij} – вес связи между нейроном i и j ; o_j – выход нейрона j ; net_j – взвешенная сумма входов; $\frac{dE}{do_j}$ – градиент ошибки от последующих слоёв (передается к предыдущим слоям); $\frac{do_j}{dnet_j}$ – производная функции активации; $\frac{dnet_j}{dw_{ij}} = o_i$ – вход предыдущего нейрона.

Это позволяет адаптировать веса через все слои, передавая градиент ошибки с последнего слоя к первому в процессе каждой итерации, опираясь на методы градиентного спуска. Выбор подходящей функции активации, такой как сигмоидальная функция или ReLU, критичен, так как она добавляет необходимую нелинейность и позволяет вычислять производные. Чтобы избежать переобучения, применяются различные стратегии регуляризации, включая L2-норму или метод dropout. Такой подход оказывается весьма эффективным прогнозировании выработки электроэнергии ВЭУ.

Нейросетевое управление ВЭУ [17–19] – это ключевой инструмент для оптимизации работы микросети, дающий возможность динамически согласовывать генерацию и потребление [20]. Баланс мощности в микросети с нейросетевым управлением обеспечивается благодаря НС-алгоритму для прогнозирования выработки электроэнергии ВЭУ, рис. 5.



Рис. 5. Блок-схема нейронной сети

Таким образом, рассмотрены НС для прогнозирования генерации мощности ВЭУ, выбрана оптимальная НС, построена структура и разработан алгоритм выбранной НС. НС-модель позволяет поддерживать баланс между вырабатываемой и потребляемой электроэнергией, а следовательно, повышает КПД, снижает паразитные потери в микро-сети, а также снижает износ оборудования.

Результаты прогнозирования генерируемой мощности ВЭУ. Проведено исследование точности нейросетевого прогнозирования вырабатываемой мощности ВЭУ на различных временных горизонтах:

- ◆ краткосрочных (24–48 часов);
- ◆ среднесрочных (неделя);
- ◆ долгосрочных (месяц, полгода).

Для проверки точности прогнозирования будут использованы следующие метрики:

1. RMSE – среднеквадратичная ошибка (Root Mean Square Error);
2. sMAPE – симметричная средняя абсолютная процентная ошибка (Symmetric Mean Absolute Percentage Error);
3. Energy-Based MAE – средняя абсолютная ошибка на энергетической основе (Energy-Based Absolute Error.);
4. RMSE – среднеквадратичная ошибка, которая рассчитывается по формуле 9.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (9)$$

где y_i – фактическое значение генерируемой мощности ВЭУ; \hat{y}_i – прогнозируемое значение генерируемой мощности ВЭУ; N – количество наблюдений.

sMAPE – симметричная средняя абсолютная процентная ошибка, которая рассчитывается по формуле 10. sMAPE измеряет среднее отклонение прогноза от факта в процентах. Чем ближе к 0%, тем точнее модель. Изначально планировалось использовать MAPE, но из-за неспособности работы с выборками которые содержат 0, пришлось сменить ее на полностью устойчивую к нулевым данным sMAPE.

$$sMAPE = \frac{100\%}{N} * \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{(|y_i| + |\hat{y}_i|)/2}, \quad (10)$$

Energy-Based MAE –

То модификация стандартной MAE, адаптированная для энергетических прогнозов. Применена для оценки точности прогнозирования суммарной выработки ВЭУ и рассчитывается по формуле 11.

$$\text{Energy – Based MAE} = \frac{|\sum y_i - \sum \hat{y}_i|}{\sum y_i} * 100\%, \quad (11)$$

Краткосрочное прогнозирование (24-48) часов. На рис. 6 представлена расчетная и прогнозируемая генерируемая мощность ВЭУ на горизонте 24 часа.

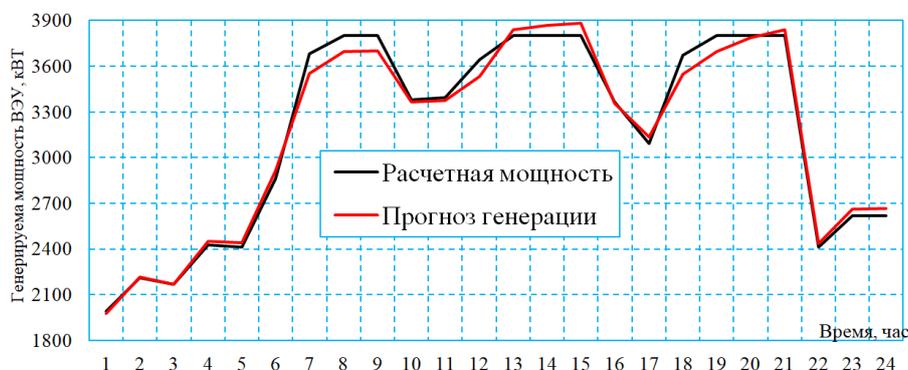


Рис. 6. Расчетная и прогнозируемая генерируемая мощность ВЭУ за 24 часа

Анализ: рис. 6 подтверждает наблюдение о повышении ошибки в устойчивом режиме генерации. Также по графику видно повышение точности с ростом генерируемой мощности.

В табл. 4 представлены итоги краткосрочного прогнозирования электрогенерации ВЭУ (2 прогноза на 24 часа и на 48 часов).

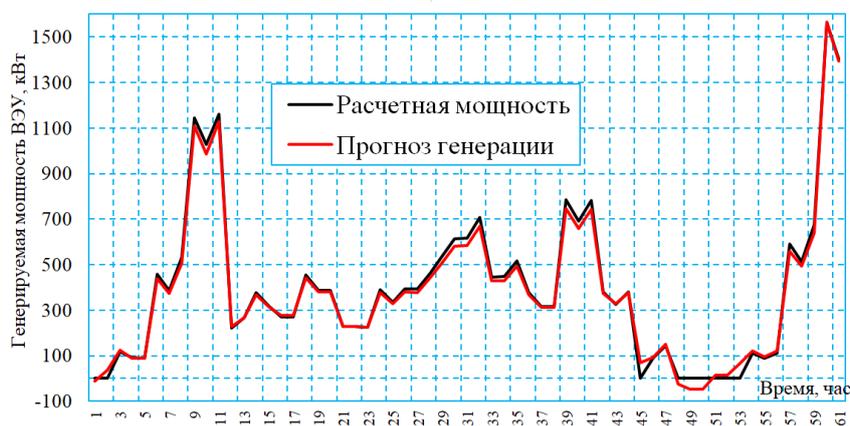
Таблица 4

Итоги краткосрочного прогнозирования электрогенерации ВЭУ

Горизонт прогноза	Метрики		
	RMSE, кВт	sMAPE, %	Energy-Based MAE, %
1. 24 часа	2.9	4.3	0.99
2. 24 часа	0.83	1.5	0.3
1. 48 часов	6.5	9.5	7.3
2. 48 часов	8.3	1.8	0.59



а



б

Рис. 7. Расчетная и прогнозируемая генерируемая мощность ВЭУ за 672 часа

Анализ: На рис. 7 также наблюдается стабильно высокая точность прогноза. Приблизим небольшой участок графика для более качественного анализа. Если сравнить вырезанный участок с рис. 7,б и 7,а, можно сказать, что этот участок спрогнозирован намного точнее, можно наблюдать меньшее количество отклонений.

Результаты краткосрочного, среднесрочного и долгосрочного прогнозирования (по 2 для каждого горизонта прогнозирования) представлены в табл. 5.

Таблица 5

Результаты нейросетевого прогнозирования генерации ВЭУ

Горизонт прогноза	Метрики		
	RMSE, кВт	sMAPE, %	Energy-Based MAE, %
1. 24 часа	2.9	4.3	0.99
2. 24 часа	0.83	1.5	0.3
1. 48 часов	6.5	9.5	7.3
2. 48 часов	8.3	1.8	0.59
1. неделя	16.2	3.02	1.6
2. неделя	1.2	1.5	0.5
1. месяц	9.98	5.36	1.04
2. месяц	40.5	12.5	2.05
1. полгода	2.76	6.2	0.8

Из табл. 5 следует, что:

- ◆ разработанная НС-модель прогнозирования при различных горизонтах прогноза позволяет достичь высокую точность;
- ◆ в сочетании с высокой скоростью обучения НС, подтверждается правильность выбора типа НС, для прогнозирования электрогенерации ВЭУ;
- ◆ с увеличением горизонта прогноза влияние снижение точности при низких генерируемых мощностях сглаживаются на фоне высокоточного прогноза других временных участках;
- ◆ точность прогнозирования снижается, при попытке НС отобразить нулевые и предельные показатели выработки ВЭУ;
- ◆ наименьшая ошибка наблюдается в выборках, в которых либо отсутствуют нулевые показатели генерации, либо их крайне мало.

Заключение:

1. Рассмотрены различные наборы влияющих факторов на точность прогноза генерации ВЭУ. Проанализированы погодные условия в зоне расположения ветроэнергетической установки, включая наиболее распространённую и среднегодовую скорость ветра.
2. Рассмотрены нейросетевые модели для прогнозирования генерации мощности ВЭУ, выбрана оптимальная НС, построена структура и разработан алгоритм для прогнозирования генерируемой мощности ВЭУ, определен оптимальный набор входных параметров и обоснованы методы их предобработки.
3. Точный прогноз мощности ВЭУ обеспечен за счет учета расчетных показателей генерируемой мощности и погодных условий в месте установки.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Шепелев А.О., Артамонова Е.Ю.* Классификация современных ветроэнергетических установок по мощности // Молодой ученый. – 2016. – № 17. – С. 92-96.
2. *Фазылова А.Р.* Разработка блоков управления для ветрогенераторов: специальность 47.04.01. «Философия»: дисс. ... д-ра филос. наук. – Алматы: Казахский национальный исследовательский технический университет имени К.И. Сатпаева 2024. – 121 с.
3. *Орлов Д.В.* Разработка и исследование методов предиктивного управления мощностью ветроэлектростанций в электроэнергетических системах: специальность 2.4.3 «Электроэнергетика»: дисс. ... канд. техн. наук. – Новосибирск: Новосибирский государственный технический университет, 2023. – 224 с.
4. *Özkan, Mehmet & Karagoz, Pinar.* (2019). Data Mining Based Upscaling Approach for Regional Wind Power Forecasting: Regional Statistical Hybrid Wind Power Forecast Technique (RegionalSHWIP) // IEEE Access. – P. 1-1. – 10.1109/ACCESS.2019.2956203.
5. *Горшенин А.Ю., Денисова Л.А.* Прогнозирование выработки электроэнергии ветроэлектростанцией с применением рекуррентной нейронной сети // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2023. – № 4. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-vyrobтки-elektroenergii-vetroelektrostantsiy-s-primeneniem-rekurrentnoy-neyronnoy-seti> (дата обращения: 20.02.2025).

6. *Зубова Н.В.* Прогнозирование вырабатываемой мощности ветроэнергетической установки с помощью нечетких нейронных сетей // Проблемы науки. – 2016. – № 32 (74). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-vyrabatyvaemoy-moschnosti-vetroenergeticheskoy-ustanovki-s-pomoschyu-nechetkih-neyronnyh-setey> (дата обращения: 22.02.2025).
7. *Li Huaqin.* Short-Term Wind Power Prediction via Spatial Temporal Analysis and Deep Residual Networks // *Frontiers in Energy Research*. – 2022. – 10. 920407. 10.3389/fenrg.2022.920407.
8. *Jamii Jannet & Mansouri Majdi & Trabelsi Mohamed & Mimouni Mohamed & Shatanawi Wasfi.* Effective artificial neural network-based wind power generation and load demand forecasting for optimum energy management // *Frontiers in Energy Research*. – 2022. – 10. 898413. 10.3389/fenrg.2022.898413.
9. *Liu Shu & Wang Lei & Jiang Hongliang & Liu Yan & You Hongyu.* Wind Farm Energy Storage System Based on Cat Swarm Optimization–Backpropagation Neural Network Wind Power Prediction // *Frontiers in Energy Research*. – 2022. – 10. 10.3389/fenrg.2022.850295.
10. *Харлашкин Д.А.* Прогнозирование выработки ветроэнергетических установок на основе методов искусственного интеллекта: специальность 1.4.4 «Прикладная математика». – Екатеринбург: Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, 2024. – 83 с.
11. *Горищенко А.Ю., Васина Д.И.* Сравнение используемых методов при прогнозировании выработки электроэнергии ветроэлектростанциями // МСМ. – 2023. – № 3 (67). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnenie-ispolzuemyh-metodov-pri-prognozirovanii-vyrabotki-elektroenergii-vetroelektrostantsiyami> (дата обращения: 22.02.2025).
12. *Манусов В.З., Холдонов А.А., Бойко К.Н., Халдаров Ш.К.* Повышение степени интеграции ветроэнергетических станций в энергосистему путем использования у системного оператора математических моделей прогнозирования ветра и электропотребления // Проблемы региональной энергетики. – 2017. – № 3 (35).
13. *Лалаян А.Г., Болбаков Р.Г., Братусь Н.В.* Имитационная модель обработки данных ветроэлектростанции на основе нейронной сети // *International Journal of Open Information Technologies*. – 2022. – № 5.
14. *Полуянович Н.К., Дубяго М.Н.* Оценка воздействующих факторов и прогнозирование электропотребления в региональной энергосистеме с учетом режима ее эксплуатации // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 2 (226). – С. 31-46.
15. *Дубяго М.Н., Полуянович Н.К.* Совершенствование методов диагностики и прогнозирования электроизоляционных материалов систем энергоснабжения: монография. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2019. – 192 с.
16. *Полуянович Н.К., Бурьков Д.В., Дубяго М.Н., Нейросетевой Н.В.* Метод прогнозирования электропотребления и его инструментальная реализация: монография. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2023. – 151 с.
17. *Kostjukov V.A., Maevskiy A.M., Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Adaptive mechatronic management system of wind-driven powerplant with variable geometry // 18th International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices EDM 2017: Conference Proceedings. – 2017. – P. 460-464.
18. *Костюков В.А., Медведев М.Ю., Маевский А.М., Полуянович Н.К., Савченко В.В.* Исследование перспективной ветроэнергетической установки с типом компоновки "Ротор в раструбе" // Вестник Донского государственного технического университета. – 2017. – Т. 17, № 1 (88). – С. 85-91.
19. *Костюков В.А., Медведев М.Ю., Маевский А.Н., Полуянович Н.К., Савченко В.В.* Оптимизация форм геометрии раструба ветроэнергетической установки типа "Ротор в раструбе" // Вестник Донского государственного технического университета. – 2017. – Т. 17, № 4 (91). – С. 61-68.
20. *Полуянович Н.К., Азаров Н.В., Дубяго М.Н.* Нейрокомпьютерное управление пропускной способностью кабельных сетей посредством учета и контроля их параметров // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 3 (227). – С. 84-103.

REFERENCES

1. *Shepelev A.O., Artamonova E.Yu.* Klassifikatsiya sovremennykh vetroenergeticheskikh ustanovok po moshchnosti [Classification of modern wind power plants by power], *Molodoy uchenyy* [Young Scientist], 2016, No. 17, pp. 92-96.
2. *Fazylova A.R.* Razrabotka blokov upravleniya dlya vetrogeneratorov: spetsial'nost' 47.04.01. «Filosofiya»: diss. ... d-ra filos. nauk [Development of control units for wind generators: specialty 47.04.01. "Philosophy": dr. of philos. sc.] Almaty: Kazakhskiy natsional'nyy issledovatel'skiy tekhnicheskiiy universitet imeni K.I. Satpaeva 2024, 121 p.
3. *Orlov D.V.* Razrabotka i issledovanie metodov prediktivnogo upravleniya moshchnost'yu vetroelektrostantsiy v elektroenergeticheskikh sistemakh: spetsial'nost' 2.4.3 «Elektroenergetika»: diss. ... kand. tekhn. nauk [Development and research of methods for predictive control of wind power plants in electric power systems: specialty 2.4.3 "Electric Power Engineering": cand. of eng. sc. diss.]. Novosibirsk: Novosibirskiy gosudarstvennyy tekhnicheskiiy universitet, 2023, 224 p.

4. *Özkan, Mehmet & Karagoz, Pinar.* (2019). Data Mining Based Upscaling Approach for Regional Wind Power Forecasting: Regional Statistical Hybrid Wind Power Forecast Technique (RegionalSHWIP), *IEEE Access*, pp. 1-1. 10.1109/ACCESS.2019.2956203.
5. *Gorshenin A.Yu., Denisova L.A.* Prognozirovanie vyrabotki elektroenergii vetroelektrostantsiy s primeneniem rekurrentnoy neyronnoy seti [Forecasting the electricity generation of a wind power plant using a recurrent neural network], *Izvestiya TulGU. Tekhnicheskie nauki* [Bulletin of Tula State University. Technical sciences], 2023, No. 4. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-vyrabotki-elektroenergii-vetroelektrostantsiy-s-primeneniem-rekurrentnoy-neyronnoy-seti> (accessed 20 February 2025).
6. *Zubova N.V.* Prognozirovanie vyrabatyvaemoy moshchnosti vetroenergeticheskoy ustanovki s pomoshch'yu nechetkikh neyronnykh setey [Forecasting the generated power of a wind turbine using fuzzy neural networks], *Problemy nauki* [Problemy nauki], 2016, No. 32 (74). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-vyrabatyvaemoy-moshchnosti-vetroenergeticheskoy-ustanovki-s-pomoschyu-nechetkih-neyronnykh-setey> (accessed 22 February 2025).
7. *Li Huajin.* Short-Term Wind Power Prediction via Spatial Temporal Analysis and Deep Residual Networks, *Frontiers in Energy Research*, 2022. 10. 920407. 10.3389/fenrg.2022.920407.
8. *Jamii Jannet & Mansouri Majdi & Trabelsi Mohamed & Mimouni Mohamed & Shatanawi Wasfi.* Effective artificial neural network-based wind power generation and load demand forecasting for optimum energy management, *Frontiers in Energy Research*, 2022. 10. 898413. 10.3389/fenrg.2022.898413.
9. *Liu Shu & Wang Lei & Jiang Hongliang & Liu Yan & You Hongyu.* Wind Farm Energy Storage System Based on Cat Swarm Optimization–Backpropagation Neural Network Wind Power Prediction, *Frontiers in Energy Research*, 2022. 10. 10.3389/fenrg.2022.850295.
10. *Kharlashkin D.A.* Prognozirovanie vyrabotki vetroenergeticheskikh ustanovok na osnove metodov iskusstvennogo intellekta: spetsial'nost' 1.4.4 «Prikladnaya matematika» [Forecasting the output of wind power plants based on artificial intelligence methods: specialty 1.4.4 "Applied Mathematics"]. Ekaterinburg: Ural'skiy federal'nyy universitet imeni pervogo Prezidenta Rossii B.N. El'tsina, 2024, 83 p.
11. *Gorshenin A.Yu., Vasina D.I.* Sravnenie ispol'zuemykh metodov pri prognozirovanii vyrabotki elektroenergii vetroelektrostantsiyami [Comparison of the methods used in forecasting electricity generation by wind power plants], *MSiM* [MsiM], 2023, No. 3 (67). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnenie-ispolzuemykh-metodov-pri-prognozirovanii-vyrabotki-elektroenergii-vetroelektrostantsiyami> (accessed 22 February 2025).
12. *Manusov V.Z., Kholdonov A.A., Boyko K.N., Kholdarov Sh.K.* Povyshenie stepeni integratsii vetroenergeticheskikh stantsiy v energosistemu putem ispol'zovaniya u sistemnogo operatora matematicheskikh modeley prognozirovaniya vetra i elektropotrebleniya [Increasing the degree of integration of wind power stations into the energy system by using mathematical models for forecasting wind and electricity consumption by the system operator], *Problemy regional'noy energetiki* [Problems of regional energy], 2017, No. 3 (35).
13. *Lalayan A.G., Bolbakov R.G., Bratus' N.V.* Imitatsionnaya model' obrabotki dannykh vetroelektrostantsii na osnove neyronnoy seti [Simulation model for processing wind power plant data based on a neural network], *International Journal of Open Information Technologies* [International Journal of Open Information Technologies], 2022, No. 5.
14. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Otsenka vozdeystvuyushchikh faktorov i prognozirovanie elektropotrebleniya v regional'noy energosisteme s uchetom rezhima ee ekspluatatsii [Assessment of influencing factors and forecasting of electricity consumption in a regional power system taking into account its operating mode], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 2 (226), pp. 31-46.
15. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* Sovershenstvovanie metodov diagnostiki i prognozirovaniya elektroizolyatsionnykh materialov sistem energosnabzheniya: monografiya [Improving methods for diagnostics and forecasting of electrical insulating materials for power supply systems: monograph]. Rostov-on-Don; Taganrog: Izd-vo YuFU, 2019, 192 p.
16. *Poluyanovich N.K., Bur'kov D.V., Dubyago M.N., Neyrosetevoy N.V.* Metod prognozirovaniya elektropotrebleniya i ego instrumental'naya realizatsiya: monografiya [Method of forecasting electricity consumption and its instrumental implementation: monograph]. Rostov-on-Don; Taganrog: Izd-vo YuFU, 2023, 151 p.
17. *Kostjukov V.A., Maevskiy A.M., Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Adaptive mechatronic management system of wind-driven powerplant with variable geometry, *18th International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices EDM 2017: Conference Proceedings*, 2017, pp. 460-464.
18. *Kostyukov V.A., Medvedev M.Yu., Maevskiy A.M., Poluyanovich N.K., Savchenko V.V.* Issledovanie perspektivnoy vetroenergeticheskoy ustanovki s tipom komponovki "Rotor v rastrube" [Study of a promising wind power plant with a "Rotor in a socket" configuration], *Vestnik Donskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Don State Technical University], 2017, Vol. 17, No. 1 (88), pp. 85-91.

19. Kostyukov V.A., Medvedev M.YU., Maevskiy A.N., Poluyanovich N.K., Savchenko V.V. Optimizatsiya form geometrii rastruba vetroenergeticheskoy ustanovki tipa "Rotor v rastrube" [Optimization of the geometry forms of the bell of a wind turbine of the "Rotor in a bell" type], *Vestnik Donskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Don State Technical University], 2017, Vol. 17, No. 4 (91), pp. 61-68.
20. Poluyanovich N.K., Azarov N.V., Dubyago M.N. Neyrokomp'yuternoe upravlenie propusknoy sposobnost'yu kabel'nykh setey posredstvom ucheta i kontrolya ikh parametrov [Neurocomputer control of the bandwidth of cable networks by means of accounting and control of their parameters], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 3 (227), pp. 84-103.

Полуянович Николай Константинович – Южный федеральный университет; e-mail: nik1-58@mail.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 89185693365; кафедра электротехники и мехатроники; к.т.н.; доцент.

Светличный Никита Игоревич – Южный федеральный университет; e-mail: svetlichnyi@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79886668272; кафедра электротехники и мехатроники; бакалавр.

Качелаев Олег Вадимович – Южный федеральный университет; e-mail: 22.olezhka@mail.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 89281163960; кафедра техносферной безопасности и химии; аспирант.

Дубяго Марина Николаевна – Южный федеральный университет; e-mail: w_m88@mail.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 89281758225; кафедра электротехники и мехатроники; к.т.н.; доцент.

Poluyanovich Nikolay Konstantinovich – Southern Federal University; e-mail: nik1-58@mail.ru; Taganrog, Russia; phone: +79185693365; the Department of Electric Technics and Mechatronics; cand. of eng. sc.; associate professor.

Svetlichnyi Nikita Igorevich – Southern Federal University; e-mail: svetlichnyi@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +79886668272; the Department of Electric Technics and Mechatronics; undergraduate student.

Kachelaev Oleg Vadimovich – Southern Federal University; e-mail: 22.olezhka@mail.ru; Taganrog, Russia; phone: +79281163960; the Department of Techno-Sphere Safety and Chemistry; postgraduate student.

Dubyago Marina Nikolaevna – Southern Federal University; e-mail: w_m88@mail.ru; Taganrog, Russia; phone: +79281758225; the Department of Electrical Engineering and Mechatronics; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 007:51

DOI 10.18522/2311-3103-2025-4-144-155

Ф.А. Хуссейн, В.А. Костюков

РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ЦЕЛЕРАСПРЕДЕЛЕНИЯ В МНОГОАГЕНТНОЙ СИСТЕМЕ

Рассматривается задача целераспределения в рамках многоагентной системы, где каждый агент представляется автономным роботом, а каждая задача соответствует позиции в двухмерной среде, которую должен посетить один из агентов. Эта задача по своей сути схожа с многоагентной версией классической задачи коммивояжера, где вместо одного участника задействуется несколько агентов. Каждый из них должен пройти уникальный маршрут, охватывающий определённое множество городов. В связи с этим проводится исследование многоагентной задачи коммивояжера как одного из форматов постановки задачи целераспределения. Эта задача имеет большое значение в области маршрутизации и оптимального распределения задач. Её решение включает две тесно связанные подзадачи: определение набора точек, закрепляемых за каждым агентом, и построение оптимального маршрута их посещения. В научной литературе представлены три основных подхода к решению этой задачи: подход одновременной оптимизации, при котором обе подзадачи решаются совместно; подход Cluster-First, Route-Second, где сначала распределяются города между агентами, а затем определяется порядок посещения городов каждого агента; подход Route-First, Cluster-Second, предполагающий изначальную оптимизацию порядка посещения всех городов с последующим его делением между агентами без изменения порядка посещения. В данной работе предлагается гибридный метод, сочетающий элементы подходов Cluster-First, Route-Second и Route-First, Cluster-Second. Цель – объединить сильные стороны обеих подходов и избавиться от их недостатков. Для проверки эффективности разработанного метода проведено сравнительное исследование с методами, реализующие подходов Cluster-First,