

**К ВОПРОСУ ВЫБОРА ПРОГНОЗИРУЮЩЕЙ МОДЕЛИ
НА ОСНОВЕ АССОЦИАТИВНОГО ПОИСКА
ДЛЯ ТЕХНИКО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ЭНЕРГОБЛОКА АЭС
(НА ПРИМЕРЕ ПРОГНОЗА НАГРЕВА ОХЛАЖДАЮЩЕЙ ВОДЫ)**

Абдулова Е.А.

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
consoft@ipu.ru*

Аннотация. Статья посвящена вопросу выбора прогнозирующей модели, основанной на ассоциативном поиске для параметра технологического процесса с целью определения рискованного потенциала процессов в энергоблоке. Для иллюстрации рассмотрен пример рассмотрения нагрева охлаждающей воды как одного из параметров информационной задачи ТЭП СВБУ АСУТП АЭС.

Ключевые слова: нагрев охлаждающей воды, конденсатор, энергоблок АЭС, прогнозирующая модель, ассоциативный поиск.

Введение

Прогнозирование рискованного потенциала технологических процессов (ПРП ТП) объектов критической информационной инфраструктуры, таких как энергоблоки АЭС, становится чрезвычайно важным и актуальным в современном мире. В условиях быстрого технологического развития и возрастающей зависимости от информационных систем, обеспечение безопасности этих объектов требует особого внимания. Надежное прогнозирование позволяет своевременно выявлять потенциальные угрозы и разрабатывать эффективные стратегии их предотвращения. Это не только минимизирует вероятность аварийных ситуаций, но и способствует защите критически важных данных и систем, которые играют ключевую роль в поддержании стабильности и безопасности на государственном уровне. Когда технологические процессы проникают во все сферы жизни, прогнозирование становится важным для определения угроз и оценки их вероятности, что способствует принятию мер для снижения рисков и убытков.

В условиях развития технологий, прогнозирование рискованного потенциала ТП становится особенно актуальным, поскольку новые технологии, такие как искусственный интеллект [1] и Индустрия 4.0 [2], создают наряду с новыми возможностями новые риски.

Прогнозирующие модели выполняют важнейшую роль в предсказании и оценке рисков, связанных с технологическими процессами. Они представляют собой фундаментальные инструменты для определения вероятности возникновения рисков и прогнозирования их потенциальных последствий. Используя эти модели, можно заранее выявлять уязвимые места в системах и принимать обоснованные управленческие решения, направленные на минимизацию возможных угроз. Эти модели основываются на обработке больших объемов данных и применении методов машинного обучения и статистического анализа, что позволяет улучшать точность прогнозов. В результате можно не только реагировать на возникновение тех или иных нештатных ситуаций, но и предотвращать их.

Расчет [3] и анализ технико-экономических параметров (ТЭП) энергоблоков АЭС [4, 5] дают возможность не только оптимизировать технологические процессы, но и прогнозировать экономическую целесообразность различных технических решений. Таким образом, интеграция прогнозирующих моделей с анализом ТЭП способствует созданию комплексной системы управления рисками, обеспечивающей высокий уровень безопасности и эффективности атомной энергетики.

Прогнозирование помогает оптимизировать эксплуатационные режимы при соблюдении требований безопасности. Анализ и прогнозирование ТЭП позволяют планировать техническое обслуживание, определяя оптимальные моменты для остановок на ремонт, что в результате снижает

вероятность аварий и, как следствие, уменьшает потери электроэнергии. Кроме того, ТЭП помогает оценить эффективность использования ресурсов и предупредить аварийные ситуации, а также выход параметров за эксплуатационные пределы.

В статье рассмотрены некоторые вопросы выбора прогнозирующей модели нагрева охлаждающей воды в конденсаторе. Прогнозирующая модель функционирует в контексте информационной задачи (ИЗ) «Расчет ТЭП» СВБУ АСУ ТП АЭС [6]. В работе [7] проведен подробный анализ выбора прогнозирующих моделей с учетом различных факторов, таких как структура и природа данных, доступность и степень неопределенности информации. В работе подчеркнута важность адаптации моделей к специфике данных, что позволяет повышать точность прогнозов, и рассмотрены методы уменьшения влияния неопределенности на результаты. В работе [7] выделены лучшие практики и стратегии, которые помогут эффективно интегрировать прогнозирующие модели в процессы принятия решений.

1. Прогнозирующие модели, основанные на ассоциативном поиске

Прогнозирующие модели, основанные на ассоциативном поиске (ПМОСП) позволяют на основе исторических данных выявить связи между различными параметрами, характеризующими исследуемый объект. ПМОСП анализируют часто встречающиеся комбинации данных, формируя ассоциативные правила. Модели такого типа широко применяются в различных областях, позволяя на основе анализа исторических данных обнаружить скрытые зависимости. На рис. 1 показан обобщенный алгоритм ассоциативного поиска на основе исторических данных.



Рис. 1. Обобщенный алгоритм ассоциативного поиска

Конкретные детали и шаги алгоритма могут варьироваться в зависимости от выбранного алгоритма и требований, предъявляемых к прогнозирующей модели. Прогнозирующие модели, основанные на ассоциативном поиске, имеют как преимущества (интуитивность, возможность выявления скрытых паттернов, простота реализации), так и недостатки (ограниченная информация, отсутствие учета временной зависимости, влияние шумов и выбросов), которые следует учитывать при их разработке и применении [7].

На рис. 2 представлен модифицированный алгоритм прогнозирования рискового потенциала, основанный на методе [8, 9] и лишенный недостатков ПМОСП, присущих другим алгоритмам ассоциативного поиска, за исключением требования к большому объему исторических данных. Данный алгоритм использует гибкий подход к обработке входных данных, что позволяет значительно повысить точность прогнозирования, несмотря на ограниченные объемы доступной информации.



Рис. 2. Модифицированный алгоритм прогноза рискового потенциала [10]

2. Конденсатор энергоблока АЭС

На рис. 3 представлено, как энергоблок АЭС с реактором типа ВВЭР-1000 разбивается на функциональные модули. Это деление служит основанием для создания цифрового двойника, разработки систем поддержки операторов, а также для реализации задачи «Расчет ТЭП» в СВБУ АСУ ТП АЭС [3, 11]. Процесс расчета ТЭП охватывает основные элементы оборудования, такие как ядерная паропроизводящая установка, турбина, а также другие компоненты, существенно влияющие на экономичность и режимы работы энергоблока. Анализ этих показателей позволяет оптимизировать работу энергоблока, повышая его эффективность и надежность, что имеет критическое значение для обеспечения стабильной и безопасной эксплуатации станции. Кроме того, использование цифрового двойника способствует улучшению прогнозирования и управления, позволяя проводить сложные симуляции и моделирование различных сценариев работы энергоблока.

В статье проводится анализ прогнозирования параметра «Расчет ТЭП», связанного с эксплуатацией конденсатора турбины. В замкнутом пароводяном цикле энергоблока критически важен процесс конденсации пара, прошедшего через турбину, что является функцией конденсатора, обеспечивающего этот процесс при постоянном давлении. Конденсатор осуществляет конденсацию пара, преобразуя его в воду, которая затем повторно используется в турбогенераторе. На энергоблоке

АЭС с реактором ВВЭР-1000 (см. рис. 4), конденсатор выполняет множество ключевых функций. Он не только обеспечивает конденсацию пара, но и участвует в охлаждении воды, а также в сборе образовавшегося конденсата. Это в свою очередь способствует оптимальной и эффективной работе турбоагрегата, повышая общую производительность и надежность системы. Стабильное функционирование конденсатора напрямую влияет на технико-экономические показатели энергоблока, что делает его важнейшим компонентом при разработке стратегии улучшения и управления рабочими режимами АЭС. Анализ и прогнозирование его работы позволяют повысить эффективность работы всего энергоблока в целом.

Ключевыми показателями работы конденсатора являются: давление P_{con} , нагрев охлаждающей воды Δt и температурный напор δt . Анализ этих параметров помогает выявить отклонения в работе конденсатора. Повышение P_{con} указывает на перерасход теплоты и ухудшение работы турбины. Увеличение δt свидетельствует о проблемах с теплоотдачей из-за воздушных присосов или грязи на поверхности охлаждения. Рост Δt сигнализирует о недостатке охлаждающей воды, что снижает охлаждающую эффективность и увеличивает расходы на воду и электроэнергию для циркуляционных насосов.

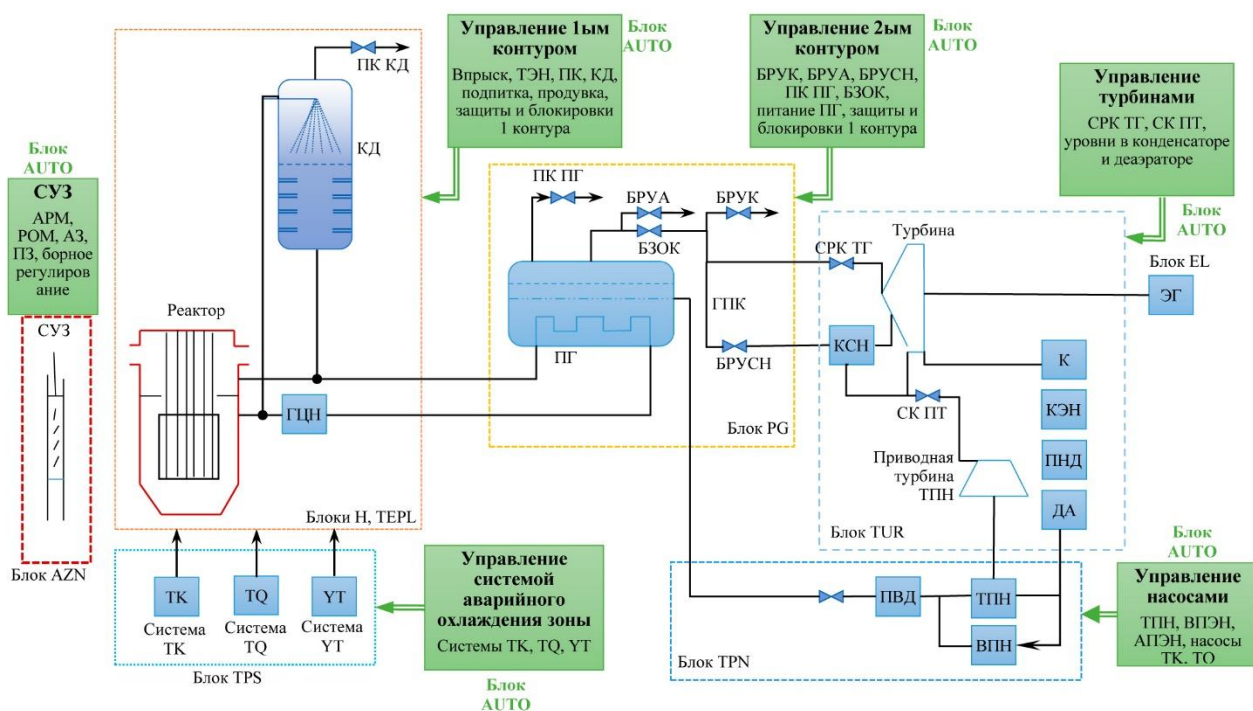


Рис. 3. Деление модели энергоблока АЭС на функциональные модули

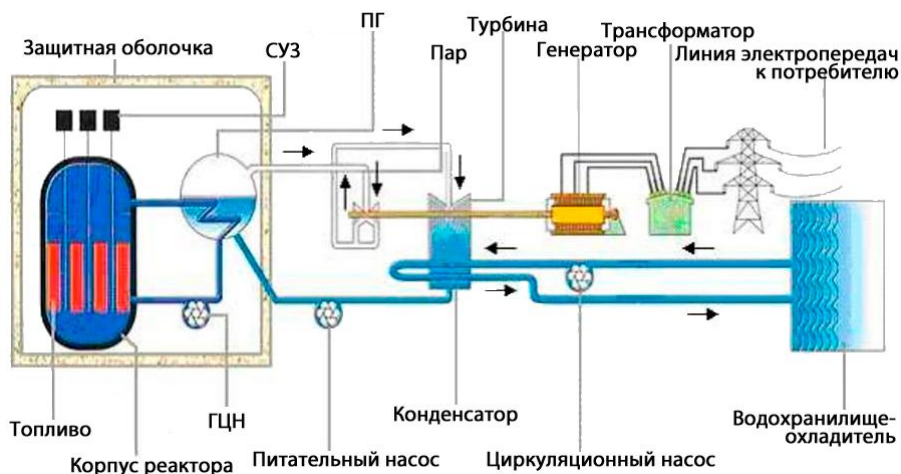


Рис. 4. Технологическая схема энергоблока с реактором ВВЭР-1000

Нагрев охлаждающей воды Δt в конденсаторе определяется разностью температур на входе t_{in} и выходе t_{out} :

$$\Delta t = t_{out} - t_{in}. \quad (1)$$

Анализ показывает, что Δt влияет на эффективность энергоблока ВВЭР-1000. Увеличение температуры может ухудшить конденсацию пара и снизить энергетическую эффективность системы. Также это может затруднить охлаждение, что приводит к риску перегрева реактора. Поэтому поддержание оптимальной температуры воды в конденсаторе важно для работы энергоблока. Мониторинг Δt с помощью ИЗ «Расчет ТЭП» СВБУ АСУ ТП АЭС обеспечивает безопасную и надежную эксплуатацию.

3. Мгновенная модель расчета нагрева охлаждающей воды

В информационной задаче «Расчет ТЭП» нагрев охлаждающей воды рассчитывается на основе 14 входных параметров. Эти параметры включают 6 температур на входе и 6 температур на выходе из конденсаторов турбины, а также активную и реактивную мощности генератора. Количество конденсаторов зависит от типа используемой турбины. Следует подчеркнуть, что из этих 14 параметров критически важной величиной является только активная мощность генератора. При ее недостоверности выполнение задачи блокируется для предотвращения ошибок и обеспечения корректного анализа данных. При недостоверности любого из оставшихся входных параметров происходит останов расчета нагрева воды, а также других выходных показателей задачи, для которых недостоверный параметр является входным.

В связи с вероятностью проведения частичного расчета ТЭП из-за недостоверных входных сигналов возникла необходимость прогнозирования показателей на основе лишь критически важных параметров. Эти параметры включают расходы и температуры питательной воды на входе в четыре парогенератора (ПГ), а также активную мощность генератора. Такой подход позволяет обеспечить более надежный и устойчивый результат даже при наличии ограничений во входных данных. Прогнозирование на основе критических параметров способствует минимизации рисков, что особенно важно для стабильной работы системы в условиях неопределенности.

Таблица 1. Коэффициенты корреляции между нагревом охлаждающей воды и критическими параметрами [7]

	$F_{SG1}(\tau)$	$F_{SG2}(\tau)$	$F_{SG3}(\tau)$	$F_{SG4}(\tau)$	$T_{SG1}(\tau)$	$T_{SG2}(\tau)$	$T_{SG3}(\tau)$	$T_{SG4}(\tau)$	$N(\tau)$
$\Delta t(\tau)$	-0.117	-0.065	-0.076	-0.18	-0.203	-0.21	-0.22	-0.18	0.239

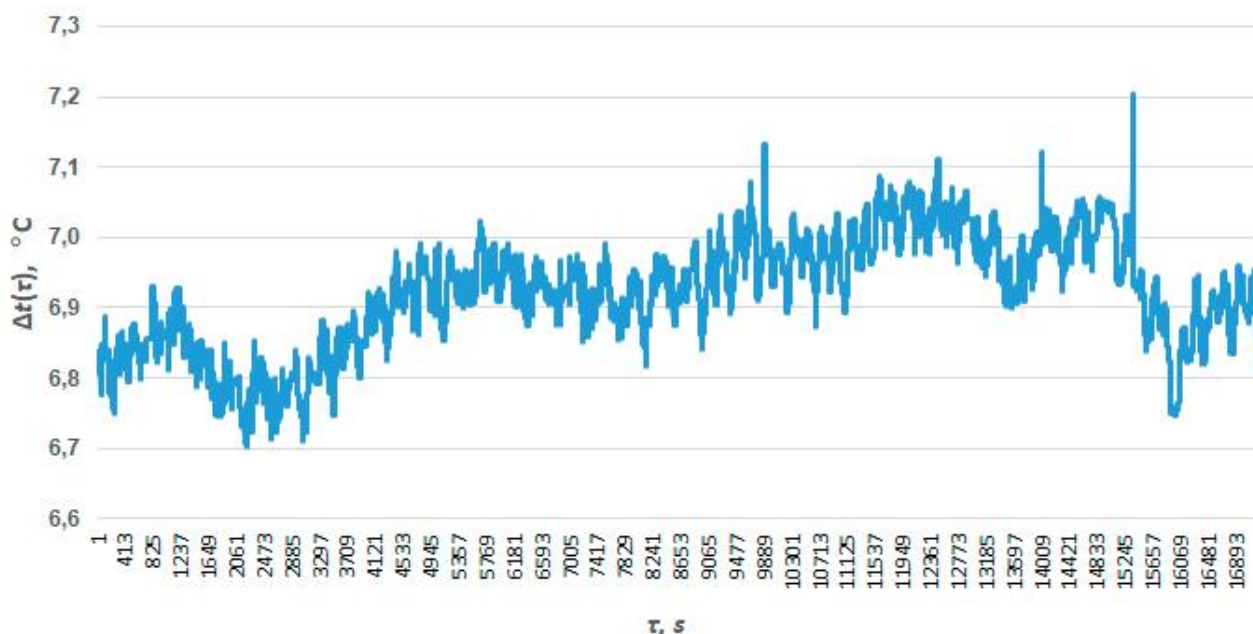


Рис. 5. Нагрев охлаждающей воды $\Delta t(\tau)$

В Таблице 1 приведены коэффициенты корреляции между нагревом охлаждающей воды $\Delta t(\tau)$ (см. рис. 5) и критическими параметрами задачи расчета ТЭП. Анализ этих данных демонстрирует, что для разработки прогнозирующих моделей нагрева охлаждающей воды в конденсаторе необходимо учитывать температуры питательной воды в парогенераторах и активную мощность генератора. Это подчеркивает значимость учета этих параметров для повышения точности прогнозов и оптимизации работы системы. Учет таких корреляций позволяет более уверенно моделировать процессы и принимать обоснованные решения в условиях разнообразных эксплуатационных сценариев.

Таблица 2. Коэффициенты корреляции между нагревом охлаждающей воды и wybranными параметрами модели

	$T_{SG1}(\tau-1)$	$T_{SG1}(\tau-2)$	$T_{SG1}(\tau-3)$	$T_{SG1}(\tau-4)$	$T_{SG2}(\tau-1)$	$T_{SG2}(\tau-2)$	$T_{SG2}(\tau-3)$	$T_{SG2}(\tau-4)$	$T_{SG3}(\tau-1)$	$T_{SG3}(\tau-2)$	$T_{SG3}(\tau-3)$	$T_{SG3}(\tau-4)$	$T_{SG4}(\tau-1)$	$T_{SG4}(\tau-2)$	$T_{SG4}(\tau-3)$	$T_{SG4}(\tau-4)$
$\Delta t(\tau)$	-0.203	-0.2	-0.197	-0.197	-0.21	-0.208	-0.206	-0.203	-0.218	-0.215	-0.211	-0.208	-0.182	-0.182	-0.182	-0.181
	$N(\tau-1)$	$N(\tau-2)$	$N(\tau-3)$	$N(\tau-4)$												
$\Delta t(\tau)$	0.239	0.242	0.245	0.248												

В Таблице 2 приведены коэффициенты корреляции между нагревом охлаждающей воды $\Delta t(\tau)$ и wybranными параметрами модели: температурой питательной воды в i -м ПГ, а также мощностью генератора (активной) в момент времени $\tau - j$ ($T_{SGi}(\tau - j)$ и $N(\tau - j)$ соответственно, где $i = 1, \dots, 4$, $j = 1, \dots, 4$).

Мгновенная прогнозирующая модель нагрева охлаждающей воды в конденсаторе энергоблока АЭС имеет структуру

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=1}^m \hat{a}_i \hat{y}(t - i) + \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{r_s} \hat{b}_{s,j} \hat{x}(t - j)_s, \quad (2)$$

где τ – время, y – прогноз модели, x – входные параметры модели. Глубина памяти модели по выходу – m , а r_s – глубина памяти по входу ($R = \max_{s=1,S} r_s$). S – размерность входного вектора. $\hat{x}(t - j)_s$ и $\hat{y}(t - i)$, соответствующие коэффициентам \hat{a}_i , $\hat{b}_{s,j}$, выбираются из базы данных не в хронологическом порядке [16].

Таким образом, мгновенная прогнозирующая модель нагрева охлаждающей воды в конденсаторе энергоблока АЭС имеет вид:

$$\Delta t(\tau) = \sum_{j=1}^4 \left[\begin{array}{l} b_j T_1(\tau - j) + b_{j+4} T_2(\tau - j) + b_{j+8} T_3(\tau - j) + \\ + b_{j+12} T_4(\tau - j) + b_{j+16} N(\tau - j) \end{array} \right] \quad (3)$$

где температуры питательной воды в ПГ (обозначенные как $T_m(\tau - j)$, $m = \overline{1,4}$ – номер ПГ) и активная мощность генератора (N) выбираются на основе критерия минимального расстояния, без учета хронологического порядка. Учитывается момент времени $(\tau - j)$, где j – глубина предыстории.

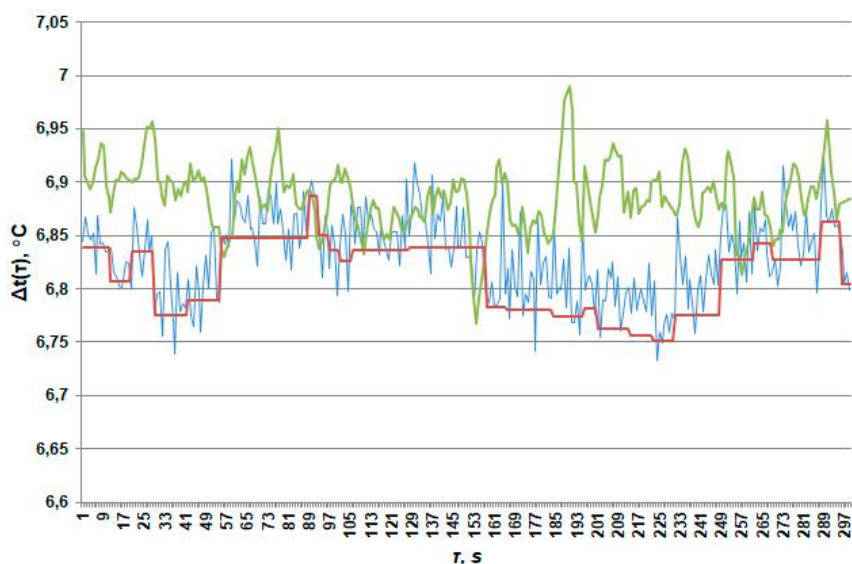


Рис. 6. Верификация прогнозирующих моделей нагрева охлаждающей воды $\Delta t(\tau)$

Рис. 6 показывает результаты верификации моделирования нагрева охлаждающей воды с использованием двух подходов: мгновенной модели (3) на основе 28 ассоциативных векторов и классической модели с рекуррентным методом наименьших квадратов. Принципиальное различие между моделями в том, что мгновенная модель обновляется на каждом временном промежутке, используя постоянно обновляемую базу данных.

4. Заключение

Расширение информационной задачи «Расчет ТЭП» СВБУ АСУ ТП АЭС на основе интеллектуального анализа данных открывает новые возможности для повышения информированности и эффективности работы персонала. Это позволит операторам АЭС оперативно получать детализированную информацию о текущем состоянии и работе энергоблока, а также о потенциальных рисках, связанных с вероятностью выхода параметров за установленные технологические пределы. Интеллектуальный анализ данных не только улучшает мониторинг и диагностику, но и способствует прогнозированию критических ситуаций, что дает возможность своевременно принимать корректирующие меры. Благодаря этим усовершенствованиям, эксплуатация энергоблока становится более безопасной и надежной, снижая риск аварийных ситуаций и способствуя устойчивой работе станции. Даже при несанкционированных вмешательствах, влияющих на стабильность процессов, предоставляется соответствующая информация. В статье рассмотрены модели: мгновенные и классическая, основанная на рекуррентном методе наименьших квадратов. Проведена инверсная верификация для проверки адекватности моделей с использованием их предсказательной способности на ретроспективных данных. Среди всех рассмотренных моделей наиболее точный прогноз при приемлемых временных затратах был достигнут с помощью мгновенной прогнозной модели (3), основанной на 28 векторах. Эта модель обеспечивает высокую точность, что делает ее особенно привлекательной для использования в условиях, требующих оперативных решений. Интеграция модели в существующие системы может значительно повысить эффективность и точность прогнозирования.

Литература

1. *Abisoye B O., Sun Y., Zenghui W.* A survey of artificial intelligence methods for renewable energy forecasting: Methodologies and insights // *Renewable Energy Focus*. – 2024. – Vol. 48:100529.
2. *Wang Q., Pan L., Liu Z., Wang H., Wang X, Tang W.* "Interpretable uncertainty forecasting framework for robust configuration of energy storage in a virtual power plant // *Journal of Energy Storage*. – 2024. – Vol. 84, part A:110800.
3. *Jharko E., Abdulova E.* Calculation and Analysis of Technical and Economic Indicators of the NPP Power Unit // *IFAC-PapersOnLine*. – 2023. – Vol. 56, N 2. – P. 7753–7758.
4. *Zhong Z., Burhan M., Ng K.C., Cui X., Chen Q.* Low-temperature desalination driven by waste heat of nuclear power plants: A thermo-economic analysis // *Desalination*. – 2024. – Vol. 576:117325.

5. *Jharko E.* Software Tools to Model and Investigate Technological and Economical Efficiency of Nuclear Power Plants: A Real Case Study // IFAC-PapersOnLine. – 2015. – Vol. 48, N 3. – P. 1320–1325.
6. *Poletykin A., Jharko E., Mengazetdinov N., Promyslov V.* A Conception of the New Generation of Upper Level Control Systems of NPP APCS // 2017 IEEE 11th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT). – Moscow, Russia, 2017. – P. 1–5.
7. *Abdulova E.* Towards Some Aspects of Forecasting the Risk Potential of NPP Processes: Model Selection (Using the Example of Cooling Water Heating Forecast) // 2024 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). – Sochi, Russian Federation, 2024. – P. 722–728.
8. *Bakhtadze N., Sakrutina E.* Applying the Multi-Scale Wavelet-Transform to the Identification of Non-linear Time-varying Plants // IFAC-PapersOnLine. – 2016. – Vol. 49, N 12. – P. 1927–1932.
9. *Bakhtadze N., Pavlov B., Sakrutina E.* Development of Intelligent Identification Models and their Applications to Predict the Submarine Dynamics by Use of Computer Simulation Complexes // IFAC Proceedings Volumes. – 2013. – Vol. 46, N 9. – P. 1244–1249.
10. *Abdulova E.* Modification of the Risk Potential Predicting Algorithm for Monitoring the State of the NPP Power Unit // 2023 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon). – Sochi, Russian Federation, 2023. – P. 675–679.
11. *Jharko E., Chernyshov K.* Digital Twins: Forecasting and Formation of Optimal Control Programs for NPP Power Units // 2023 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon). – Sochi, Russian Federation, 2023. – P. 158–163.