

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

УДК 681.5:004.032.26:621.039.5

Игорь Федорович Ясинский

ФГБОУ ВО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина», кандидат технических наук, доцент кафедры информационных технологий, Россия, Иваново, телефон (4932) 26-98-52, e-mail: igor2266@yandex.ru

Кирилл Андреевич Кулемин

ФГБОУ ВО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина», бакалавр, магистрант кафедры информационных технологий, Россия, Иваново, телефон (4932) 26-98-52, e-mail: kirillkulyomin@yandex.ru

Егор Романович Ситников

ФГБОУ ВО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина», бакалавр, магистрант кафедры информационных технологий, Россия, Иваново, телефон (4932) 26-98-52, e-mail: egorsitnikov257@gmail.com

Татьяна Вадимовна Гвоздева

ФГБОУ ВО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина», кандидат экономических наук, заведующая кафедрой информационных технологий, Россия, Иваново, телефон (4932) 26-98-55, e-mail: gvozdevs@inbox.ru

Артем Николаевич Волохов

АО «КОНСИСТ-ОС», эксперт отдела организации и методологии научно-технической деятельности департамента научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ и результатов интеллектуальной деятельности, Россия, Москва, телефон (499) 951-20-35, внутр. 4176, e-mail: artemwork2000@mail.ru

О нейросетевом подходе к оценке надежности автоматизированных систем управления предприятием на объектах атомной энергетики

Авторское резюме

Состояние вопроса. Существующие аналитические методы не учитывают нелинейные взаимодействия между разнородными компонентами системы и не отражают динамику ее состояния. В связи с этим актуальным является создание комплексной системы оценки надежности оборудования, объединяющей характеристики аппаратной, программной и энергетической составляющих.

Материалы и методы. Обучающая выборка сформирована на основе модели независимых отказов с применением симуляции Монте-Карло из ста тысяч сценариев, учитывающих, в том числе, редкие события и одновременные отказы компонентов.

Результаты. Рассматривается задача оценки надежности автоматизированных систем управления предприятием, функционирующих на атомных электростанциях. Предложена иерархическая поликомпонентная нейросетевая модель, состоящая из трех ветвей: структурной ветви; функциональной ветви; ветви информационной безопасности. Показано, что созданная модель аппроксимирует численный показатель надежности в масштабированных единицах, однако в реальных условиях, где важен точный расчет надежности, относительная ошибка становится фактором, требующим дальнейшей оптимизации модели, что особенно актуально для области оценки надежности автоматизированных систем управления предприятием АЭС, где целевые показатели отказов находятся на очень низких уровнях, что увеличивает чувствительность оценки по отношению к малым абсолютным ошибкам.

Выводы. Разработанная концепция устраняет ограничение аналитических моделей оценки надежности автоматизированных систем управления предприятием, состоящее в допущении о независимой оценке компонентов и линейном характере их взаимодействий. Применение нейронных сетей позволяет учитывать нелинейные зависимости между параметрами состояния подсистем, которые не поддаются формализации аналитическими методами. Для дальнейшего повышения точности предполагается применение бустинга, ансамблевых методов и комплексных нейросетевых архитектур.

Ключевые слова: иерархическая поликомпонентная нейросетевая архитектура, математическое моделирование процессов надежности, нейронные сети, предиктивная диагностика, метод Монте-Карло

Igor Fedorovich Yasinskiy

Ivanovo State Power Engineering University, Candidate of Engineering Sciences, (PhD), Associate Professor of Information Technology Department, Russia, Ivanovo, telephone (4932) 26-98-52, e-mail: igor2266@yandex.ru

Kirill Andreevich Kulyomin

Ivanovo State Power Engineering University, Master Degree Student, Information Technology Department, Russia, Ivanovo, telephone (4932) 26-98-52, e-mail: kirillkulyomin@yandex.ru

Egor Romanovich Sitnikov

Ivanovo State Power Engineering University, Master Degree Student, Information Technology Department, Russia, Ivanovo, telephone (4932) 26-98-52, e-mail: egorsitnikov257@gmail.com

Tatyana Vadimovna Gvozdeva

Ivanovo State Power Engineering University, Candidate of Engineering Sciences, (PhD), Head of Information Technology Department, Russia, Ivanovo, telephone (4932) 26-98-55, e-mail: gvozdevs@inbox.ru

Artyom Nikolaevich Volokhov

JSC "KONSIST-OS", Expert of Organization and Methodology of Scientific and Technical Activities Division of the Department of Scientific Research and Development and Results of Intellectual Activity, Russia, Moscow, telephone (499) 951-20-35, internal 4176, e-mail: artemwork2000@mail.ru

On a neural network approach to reliability assessing of automated enterprise control systems at nuclear power facilities

Abstract

Background. Existing analytical methods do not take into account nonlinear interactions between heterogeneous components of the system and do not reflect the dynamics of the system state. Thus, it is important to design a comprehensive system to assess the reliability of equipment that combines the characteristics of hardware, software and ergonomic components.

Materials and methods. The training set has been generated based on a model of independent failures using Monte Carlo simulation of 100,000 scenarios, including rare events and simultaneous failures of components.

Results. The problem of assessing the reliability of automated enterprise control systems operating at nuclear power plants (NPP) is considered. The authors have proposed a hierarchical multicomponent neural network architecture consisting of structural, functional, and information security branches. It is shown that the developed model approximates the numerical reliability indicator in scaled units. However, in real-world conditions when accurate reliability calculations are essential, the relative error becomes a factor requiring further optimization of the model. This is especially relevant for NPP automated control system (ACS) reliability assessment, when target failure rates are very low, increasing the sensitivity of the assessment to small absolute errors.

Conclusions. The developed concept eliminates the limitation of analytical models to assess the reliability of ACS systems, which consists of the assumption of independent component assessment and the linear nature of their interactions. The use of neural networks allows for the consideration of nonlinear dependencies between subsystem state parameters that cannot be formalized using analytical methods. For further enhancement of accuracy, boosting, ensemble methods, and complex neural network architectures are proposed.

Key words: hierarchical multicomponent neural network architecture, mathematical modeling of reliability processes, neural networks, predictive diagnostics, Monte Carlo method

DOI: 10.17588/2072-2672.2026.4.076-085

Введение. Надежность автоматизированных систем управления предприятием (АСУП) является одним из ключевых показателей качества их функционирования. В настоящее время АСУП атомных электростанций обеспечивают

широкий спектр задач управления предприятием – от планирования финансово-хозяйственной деятельности до контроля режима физической защиты объекта. Требования, предъявляемые к безотказности таких систем, выше, чем в других

отраслях, поскольку АСУП функционирует в непрерывном режиме и ее отказ способен нарушить производственные и управленческие процессы объекта.

Любая современная АСУ является сложной многофункциональной системой, и анализ ее надежности проводят по каждой функции в отдельности. Согласно ГОСТ 24.701-86, надежность АСУ определяется надежностью технического обеспечения, программного обеспечения и персонала, участвующего в функционировании системы [1]. Очевидно, что в состав системы входит большое количество разнородных элементов (технических, программных, эргатических), причем в выполнении одной функции участвуют несколько элементов, а один и тот же элемент может участвовать в нескольких функциях системы [1]. Это обстоятельство обуславливает сложность задачи реалистичной оценки надежности АСУП.

Анализ методов оценки надежности АСУП. Для оценки надежности АСУП применяются математические модели надежности электрических, электронных и программируемых электронных систем (Е/Е/РЕ), которые строятся на основе международного стандарта МЭК 61508. Эти модели необходимы для количественной оценки уровня полноты безопасности (Safety Integrity Level, SIL) [2]. Модель надежности Е/Е/РЕ системы связывает SIL с аппаратными параметрами и условиями эксплуатации.

Известны аналитические структурно-логические модели и методы теории случайных процессов, используемые для анализа надежности АСУ. Среди первых можно выделить следующие:

1) *метод структурных схем надежности* (Reliability Block Diagram, RBD), представляющий систему в виде совокупности последовательно и параллельно соединенных элементов, для каждого из которых задана вероятность безотказной работы на заданном интервале. Метод предполагает структурную независимость элементов и постоянство интенсивностей отказов, используется для расчетов влияния резервирования. Нормирован стандартами ГОСТ 27.301-95 и IEC 61078 [3];

2) *метод дерева отказов* (Fault Tree Analysis, FTA), основанный на выстраивании нисходящего ациклического графа, в котором вершинное нежелательное событие (отказ) разворачивается в дерево причин через логические операции до уровня базовых событий в виде отказов отдельных компонентов. Минимальные сечения дерева задают наименьшие комбинации базовых отказов, достаточные для наступления вершинного события, и служат инструментом как качественного анализа при выявлении критических уязвимостей, так и количественного расчета вероятности вершинного события. Метод регламентирован стандартами IEC 61025 и ГОСТ Р 53480.

В классическом виде статичен, что устраняется расширением до динамического дерева отказов (DFT) с введением временных вентилей PAND, SEQ и узлов резерва [4].

К недостаткам структурно-логических моделей относятся: статичность представления АСУП, поскольку они не учитывают изменения параметров во времени (старение элементов, перепады нагрузки); предположение об отсутствии взаимозависимости между отказами, которое происходит вследствие трудности отображения комплексных многосвязных структур. Также стоит отметить значительное усложнение расчетов при увеличении количества компонентов и связей в таких моделях.

В качестве методов теории случайных процессов следует выделить марковские модели (относящиеся к аналитическим моделям) и имитационное моделирование в виде метода статистического моделирования Монте-Карло (относящиеся к неаналитическим моделям).

1. *Марковская модель* (Markov modeling, MM) представляет собой систему с конечным множеством состояний (работоспособное, частично деградированное, отказавшее, восстанавливаемое и т. д.) с вероятностными переходами между ними. Граф состояний помечается интенсивностями отказов λ и восстановления μ , а соответствующие решения начальной задачи Коши для уравнений Колмогорова описывают динамику вероятностей пребывания системы в каждом состоянии.

Основное ограничение метода – экспоненциальный рост пространства состояний при увеличении числа компонентов системы, «проклятие многомерности». Другой недостаток обусловлен тем, что реальные АСУП не укладываются в марковский принцип, который не учитывает зависимость отказов от параметров с историей (усталость материалов, изнашивание элементов и т.п.) [5].

2. *Метод статистического моделирования Монте-Карло* воспроизводит случайный процесс эксплуатации и отказов системы путем многократного розыгрыша случайных величин (времен безотказной работы, времен восстановления, последовательностей отказов) согласно заданным законам распределения. В каждой из N реализаций фиксируется состояние системы в заданный момент времени или суммарное число отказов на временном интервале. Показатели надежности оцениваются как статистические характеристики полученного массива состояний.

Недостатками метода являются медленная сходимость и высокие вычислительные затраты для достижения приемлемой точности, поскольку выявление редких случаев в виде серьезных аварий АСУП АЭС требует экстремально большого числа симуляций [6].

Таким образом, существующие подходы к оценке надежности АСУП моделируют компоненты системы изолированно и не учитывают следующие обстоятельства и процессы:

- динамику изменения состояния системы в процессе эксплуатации;
- взаимное влияние компонентов системы друг на друга;
- влияние режимов работы и нагрузки на вероятность отказов;
- сбои программного обеспечения, которые происходят, главным образом, вследствие системных ошибок проектирования и трудно коррелируются с аппаратными сбоями;
- человеческий фактор применительно к действиям персонала (поведение индивида, в том числе, в аварийной ситуации трудно описывается вероятностными характеристиками, применяемые методы часто либо игнорируют оператора, либо используют неточные допущения);
- информационную безопасность (указанные модели не справляются с представлением инцидентов сетевого трафика или отказов из-за кибератак, которые не являются аппаратной неисправностью).

Разработка комплексной методологии, которая реализует достоверную оценку надежности АСУП АЭС как сложной информационной среды с учетом этих факторов и динамического характера работы системы, позволит повысить эффективность и информационную безопасность работы предприятия, а также оптимизировать затраты на техническое обслуживание ИТ-инфраструктуры.

Для решения задач диагностики и обнаружения неисправностей на объектах атомной энергетики методы машинного обучения активно применяются начиная с двухтысячных годов. Методы такого класса не требуют априорных знаний о физических процессах в объекте и опираются на наблюдаемые параметры режимов работы системы [7]. Вместе с тем имеющиеся исследования ориентированы на диагностику реакторного оборудования и технологических систем АЭС. Применение нейросетевых методов к оценке надежности АСУ уровня предприятия как управленческой системы атомной электростанции в литературных источниках не рассматривается.

Актуальность настоящего исследования обусловлена необходимостью разработки инструмента объективной оценки надежностного состояния АСУП, обеспечивающего своевременное обнаружение признаков деградации системы и поддержку принятия решений по планированию технического обслуживания. Исследование выполнено по заданию АО «Консист-ОС», специализирующегося на разработке и сопровождении информационных систем для объектов атомной отрасли.

Методы исследования. При моделировании оценки надежности АСУП используется нейросетевой подход, обладающий рядом важных достоинств. Применение нейронных сетей позволяет выявлять скрытые зависимости между параметрами системы и интегрировать данные об отказах оборудования и программного обеспечения для получения более точных прогнозов надежности. Универсальность, свойственная нейросетевой технологии, обеспечивает возможность адаптации системы к предприятиям различных отраслей путем изменения набора входных параметров и обучающих данных.

Выбор нейросетевого подхода обусловлен также сложным характером решаемой задачи. Для повышения надежности аппаратной части автоматизированных систем управления прибегают к повышению надежности элементов системы (резервированию) [8]. Для программного обеспечения эти методы не применяют, поскольку резервирование существенно увеличивает затраты и сроки разработки программ [8]. Методики оценки надежности человека-оператора (Human Reliability Assessment, HRA) направлены на количественную оценку вероятности ошибки оператора (Human Error Probability, HEP) при выполнении конкретных задач. Все методики оперируют понятием факторов формирования деятельности (Performance Shaping Factors, PSF) – параметров среды, состояния оператора и условий задачи, влияющих на вероятность ошибки. В связи с этим оценка надежности АСУП по совокупности параметров состояния относится к задачам особого класса, где требуется учитывать нелинейные взаимодействия между разнородными компонентами: человеческим фактором, аппаратной и программной составляющими.

С точки зрения реализации нейронная сеть является распределенным параллельным процессором, который накапливает экспериментальные знания и аппроксимирует закономерности условий работы подсистем АСУП на ее надежность [9]. Среди свойств нейронных сетей, существенных для задачи оценки надежности АСУП, следует выделить нелинейность, позволяющую формировать реакции для последующей обработки согласно моделям работы вычислительных узлов, и адаптивность к изменению условий функционирования системы [9]. Нейронные сети хорошо масштабируются и справляются с зависимостями, которые не поддаются моделированию линейными методами при большом числе переменных [9].

Предлагаемая система относится к классу методов, основанных на данных. Входными данными для нейронной сети служат параметры, характеризующие текущее и историческое состояния функциональных и структурных подсистем АСУП. Выходом каждой нейронной сети является скалярный индекс надежности соот-

ветствующей подсистемы. Набор входных параметров определен на этапе проектирования системы совместно с экспертами по эксплуатации объекта. Верификация разработанной модели выполнена путем сопоставления получаемых оценок с результатами экспертного анализа состояния подсистем в типовых сценариях эксплуатации.

Объектом исследования являются средства автоматизированного управления предприятием атомной электростанции, включающие аппаратные и программные компоненты, обеспечивающие наблюдение, регулирование и контроль информационных, сервисных и производственных процессов. В соответствии с ГОСТ 24.104-2023, АСУП реализуется в виде совокупности совместно функционирующих подсистем, взаимодействие между которыми осуществляется через общую базу данных [10].

Концепт предлагаемой системы описывается схемой, представленной на рис. 1. В состав рассматриваемого объекта входят две группы подсистем. Функциональные подсистемы включают одиннадцать управленческих блоков: учет и отчетность; экономика и финансы; режим и физическая защита; безопасность и надежность; производство и эксплуатация; управление персоналом; общие вопросы; закупки и материально-техническое обеспечение; капитальное строительство; блок инспекции; управление правовых вопросов и имущественных отношений. Структурные подсистемы охва-

тывают информационно-технологическую инфраструктуру и включают: подсистему инженерных систем станционного центра обработки данных; подсистему хранения и обработки данных; подсистему мониторинга и управления; подсистему внутреннего сегмента локально-вычислительной сети; подсистему внешних подключений; комплекс оборудования рабочих мест пользователей.

АСУП функционирует в непрерывном режиме эксплуатации, что предъявляет повышенные требования к безотказности всех входящих в ее состав подсистем.

Нейронная сеть оценки надежности АСУП представляет собой иерархическую структуру с параллельными ветвями анализа, каждая из которых оценивает надежность соответствующей подсистемы АСУП:

1) *функциональная ветвь* – выполняет оценку надежности функциональных подсистем АСУП, сгруппированных по функциональному назначению (Блок по экономике и финансам, Блок по управлению персоналом и т.д.);

2) *структурная ветвь* – осуществляет оценку надежности структурных подсистем АСУП, сгруппированных по архитектурной структуре системы (подсистема центра обработки данных, подсистема мониторинга и управления и т.д.);

3) *ветвь информационной безопасности* – нейросетевая оценка надежности в системе не производится.

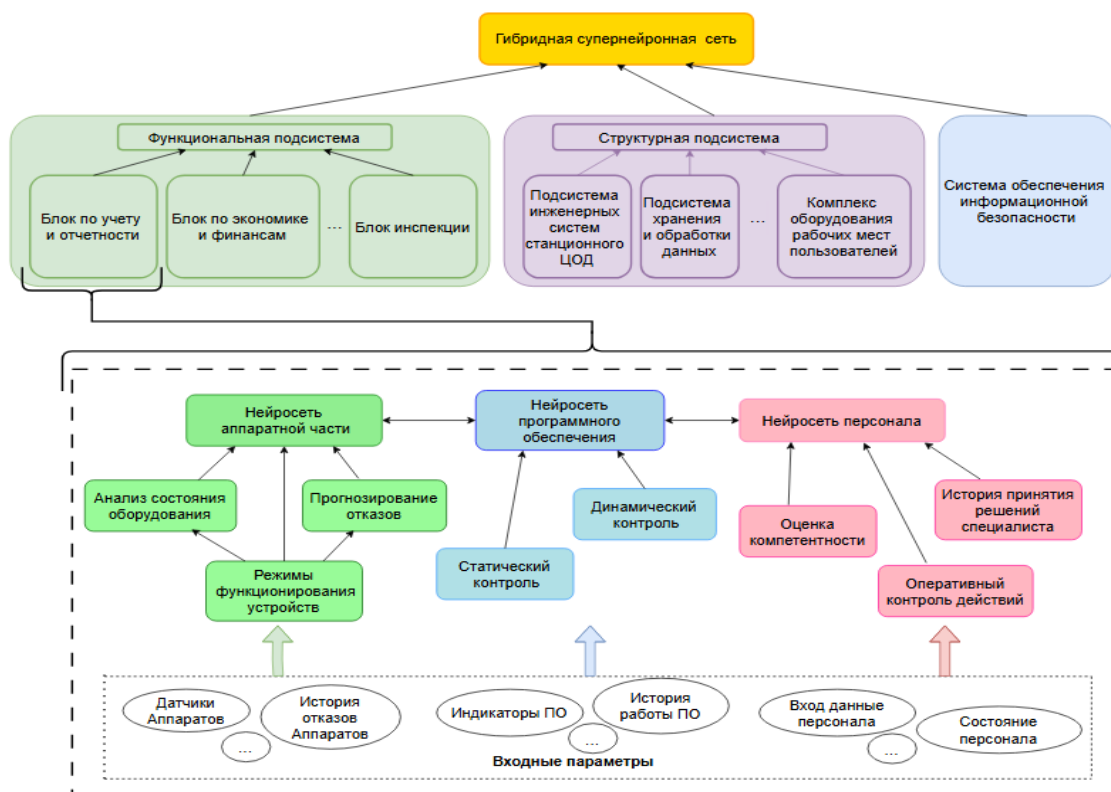


Рис. 1. Концепт системы оценки надежности АСУП АЭС

Интегрирующая супернейронная сеть на верхнем уровне объединяет выходные данные указанных ветвей, учитывая матрицу связей между функциональными и структурными подсистемами и подсистемой информационной безопасности, и формирует итоговую комплексную оценку надежности АСУП в целом.

Разделение на несколько ветвей обусловлено различием природы параметров состояния функциональных и структурных подсистем. Функциональные подсистемы в большей степени характеризуются параметрами прикладного уровня – показателями работоспособности программных модулей, выполняющих управленческие процессы предприятия. Структурные подсистемы описываются параметрами уровня инфраструктуры – показателями работоспособности серверного и сетевого оборудования, систем хранения данных и инженерных систем центра обработки данных. Вместе с тем деградация структурных подсистем непосредственно влияет на работоспособность функциональных, что обуславливает необходимость их совместного учета в интегрирующем модуле.

Рассмотрим принцип работы нейросетевого решения уровня подсистемы АСУП. Подсистема АСУП включает в себя три компонента: аппаратное обеспечение, программное обеспечение и персонал.

Для оценки надежности подсистемы используются три специализированных нейросетевых блока:

1) блок оценки аппаратной части использует нейросетевую конструкцию для анализа состояния оборудования в целях прогнозирования отказов элементов и подсистем;

2) блок оценки программной части анализирует надежность программного обеспечения, включая историю работы ПО сегмента и реакцию на индикаторы работы ПО;

3) блок учета эргативного фактора в оперативном режиме оценивает действия персонала на предмет угрозы безопасности АСУП, включая такие переменные, как уровень подготовки сотрудника, адекватность текущих действий по регламенту, история принимаемых решений в различных режимах работы системы.

У каждой подсистемы выделен набор факторов, влияющих на надежность.

Математическая модель надежности и подготовка обучающей информации. Рассмотрим математическую модель оценки надежности объекта при описании обучения и работы нейросетевого блока, ответственного за отдельно взятую подсистему АСУП.

Известно, что АСУП АЭС относится к классу высоконадежных систем, поэтому отказы оборудования и программ внутри нее – редкие события [1, 11]. В условиях дефицита информации возникла необходимость генерации и разметки обучающих данных, для чего была взята модель независимых отказов:

$$P_{\text{ит}} = 1 - (1 - P_{\text{ап}})(1 - P_{\text{пр}})(1 - P_{\text{эр}}), \quad (1)$$

где $P_{\text{ит}}$ – итоговая вероятность отказа подсистемы АСУП; $P_{\text{ап}}$ – вероятность отказа оборудования; $P_{\text{пр}}$ – вероятность ошибки программного обеспечения; $P_{\text{эр}}$ – вероятность ошибки персонала.

Аппаратная и программная надежность. Вероятности отказа оборудования $P_{\text{ап}}$ и программной части $P_{\text{пр}}$ рассчитываются по формулам:

$$\begin{aligned} P_{\text{ап}} &= 1 - e^{-\lambda_{\text{ап}} t}; \\ P_{\text{пр}} &= 1 - e^{-\lambda_{\text{пр}} t}, \end{aligned} \quad (2)$$

где $\lambda_{\text{ап}}$ – интенсивность отказов оборудования; $\lambda_{\text{пр}}$ – интенсивность отказов программ; t – временной интервал.

Интенсивности отказов $\lambda_{\text{ап/пр}}$ также определяются по аналогичным формулам как взвешенные суммы параметров влияния:

$$\lambda_{\text{ап/пр}} = \lambda \sum_{i=1}^{N_{\text{ап/пр}}} (k_i f_i), \quad (3)$$

где λ – базовый коэффициент интенсивности отказов; k_i – коэффициент важности параметра; f_i – параметр влияния на надежность работы оборудования/программы.

Для аппаратной части учтены 29 параметров из 11 категорий, включая интегральную деградацию оборудования, возраст элементов и износ, температурный режим работы и условия окружающей среды, параметры электропитания, техническое обслуживание.

В часть программного обеспечения входят 36 факторов из 12 групп, оценивающих масштаб программной системы, сложность кода, дефекты ПО, диагностическое покрытие, эксплуатационные инциденты, наличие и периодичность обновлений и др.

Эргативная надежность. Расчет вероятности ошибки персонала подсистемы АСУП выполняется по методике оценки надежности человека-оператора (Human Reliability Assessment, HRA). Этот способ направлен на количественную оценку вероятности ошибки оператора (Human Error Probability, HEP) при выполнении конкретных задач и оперирует понятием факторов формирования деятельности (Performance Shaping Factors, PSF) – параметров среды, состояния оператора и условий задачи, влияющих на вероятность ошибки. Параметр $P_{\text{эр}}$ вычисляется как

$$P_{\text{эр}} = h \sum_{i=1}^{N_{\text{эр}}} (c_i \text{her}_i), \quad (4)$$

где h – базовый коэффициент; c_i – коэффициент важности параметра; her_i – параметр условий работы персонала, оказывающий влияние на возникновение ошибки.

В набор факторов влияния включены 30 параметров из 8 категорий, среди которых возраст оператора и стаж работы, когнитивные характеристики и психофизиологическое состо-

яние, поведенческие параметры, текущая рабочая нагрузка, тренировки и повышения квалификации, параметры из раздела интерфейс человек–машина, данные о действиях при аварийных ситуациях и др.

Для каждой составляющей подсистемы АСУП (аппаратной, программной, эргативной) выполняется генерация числовых значений параметров образов и производится расчет вероятностных показателей ошибки по формулам (1)–(3) и итоговой вероятности согласно (4).

Совершенствование модели с помощью симуляции Монте-Карло. Следует заметить, что описанный подход к моделированию процесса оценки надежности предполагает независимость компонентов и достаточно простую структуру системы, не учитывает нелинейных комбинированных взаимодействий факторов и редких сценариев.

Для приближения таких упрощенных данных к действительности сложных надежностных процессов АСУП было проведено имитационное моделирование в виде симуляции Монте-Карло из 100 тысяч сценариев, в ходе которого на полученный результирующий ответ исходной модели $P_{ит}$ были наложены новые условия, предполагающие возможность редких событий, одновременных отказов компонентов и работу в условиях поврежденных узлов. Полученная усовершенствованная модель в виде распределения вероятностей отказов составила содержание датасета для обучения нейронной сети оценке надежности подсистемы АСУП.

Обучение проводилось для каждого из трех соответствующих нейросетевых фрагментов (рис. 2).

Целевыми функциями являлись вероятности отказов (ошибок) на интервале времени. Получающиеся выходы нейросетевых блоков также являлись входами нейросетевой структуры, объединяющей эти результаты для формирования обобщенной оценки надежности подсистемы АСУП.

Полученная гибридная стохастическая нейросетевая модель обладает рядом преимуществ по сравнению с классическими аналитическими вероятностными и имитационными методами анализа.

Предложенная дата-ориентированная математическая модель сочетает, с одной стороны, гибкость технологии машинного обучения в представлении сложных объектов, с описанием которых аналитические методы не всегда справляются, и, с другой стороны, приближение к сложности реальных процессов вследствие применения имитационного подхода.

Недостаток модели заключается в вычислительной сложности исполняемых процедур для достижения адекватной точности расчетов и необходимости доступа к реальным наблюдениям для повышения качества работы.

Результаты. Согласно представленным выше концепциям разработана и обучена полносвязная нейронная сеть прямого распространения для оценки надежности АСУП АЭС. Итоговая модель имеет следующие показатели качества на тестовой выборке: среднеквадратичная ошибка (MSE) 0,0217; средняя абсолютная ошибка (MAE) 0,1166; средняя относительная ошибка 0,37 (или 37 %).

График процесса обучения относительно функции потерь (loss) приведен на рис. 3.



Рис. 2. Структура нейросетевого блока оценки надежности подсистемы АСУП

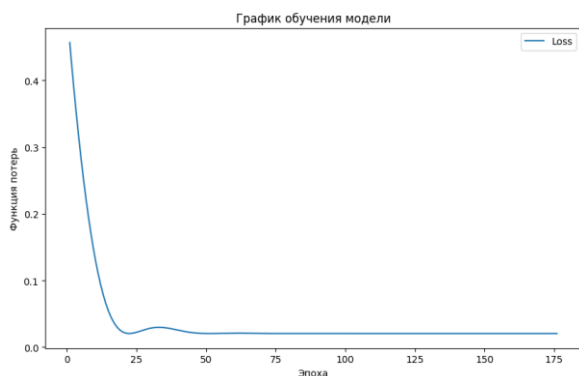


Рис. 3. График динамики функции потерь при обучении нейронной сети прогнозированию вероятности отказа АСУП АЭС

Малое значение MSE свидетельствует о том, что средний квадратичный разрыв между предсказаниями и реальными значениями в масштабированных единицах относительно невелик. Низкое MAE указывает на то, что средняя абсолютная погрешность также находится в приемлемых пределах. Высокое значение средней относительной ошибки (37 %) указывает на то, что, несмотря на хорошую абсолютную точность в масштабированных значениях, модель дает относительно большие ошибки при прогнозе в исходных единицах.

Для интерпретации такого результата обратимся к графику, отражающему зависимость

относительной ошибки прогноза нейросети от фактической вероятности отказа (рис. 4).

Анализ полученной зависимости показывает, что относительная ошибка возрастает при малых значениях фактической вероятности отказа. Это объясняется тем, что для целевых переменных, близких нулю, небольшая абсолютная ошибка приводит к высокому значению относительной ошибки. Точки на графике рис. 4 отклоняются вверх при приближении к левой части оси (малые значения вероятности отказа). Введение логарифмических шкал по осям графика демонстрирует этот эффект, показывая диапазоны значений фактической вероятности отказа и относительной ошибки. Таким образом, высокая средняя относительная ошибка в основном обусловлена низкой абсолютной величиной самой целевой переменной (вероятности отказа), а не плохим качеством предсказаний модели в абсолютном выражении.

Данные результаты демонстрируют, что модель способна достаточно точно предсказывать надежность в масштабированных единицах, однако в реальных условиях, где важен точный расчет надежности, относительная ошибка становится фактором, требующим дальнейшей оптимизации модели. Это особенно актуально для области оценки надежности АСУП АЭС, где целевые показатели отказов находятся на очень низких уровнях, что увеличивает чувствительность оценки по отношению к малым абсолютным ошибкам.

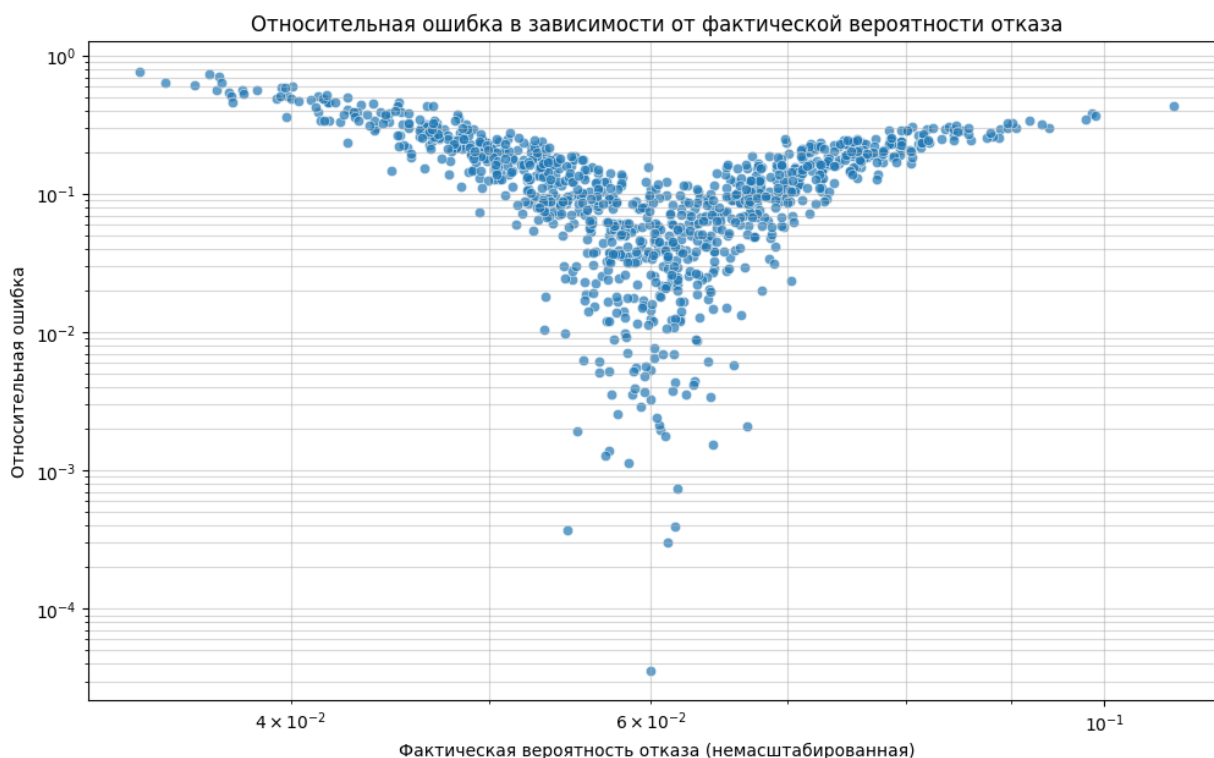


Рис. 4. Зависимость относительной ошибки прогноза нейросети от фактической вероятности отказа. Итоговая оценка надежности (аппаратной, программной, эргативной) на тестовых данных

Для повышения качества прогнозирования и снижения относительной ошибки предлагается предпринять следующие шаги:

1) использование специальных подходов к масштабированию в виде логарифмического преобразования и иных нелинейных методов, позволяющих снизить эффект малых значений и сделать учет ошибок более равномерным;

2) добавление процедур регуляризации и применение более сложных архитектур, включая глубокое обучение, что может повысить эффективность модели в части аппроксимации сложных зависимостей в датасете;

3) использование ансамблевых методов в виде комбинаций нескольких моделей и бустинга, что повысит общую точность прогноза вероятности отказа.

Выводы. Предложенная концепция устраняет ограничение существующих аналитических моделей оценки надежности АСУП, состоящее в допущении о независимой оценке компонентов и линейном характере их взаимодействий [12]. Применение нейронных сетей позволяет учитывать нелинейные зависимости между параметрами состояния подсистем, которые не поддаются формализации аналитическими методами.

Использование методов, основанных на данных, для задач диагностики на объектах атомной энергетики обосновано тем, что такие методы не требуют полного формального описания внутренних процессов системы [7]. Это существенно для АСУП, где полная аналитическая модель взаимодействий компонентов труднодостижима ввиду высокой сложности и разнородности системы.

Поликомпонентная архитектура решения согласуется с положениями ГОСТ 24.701-86, согласно которым анализ надежности АСУ в реализации ее функций проводят по каждой функциональной подсистеме (ФП) АСУ в отдельности с учетом надежности технических, программных и эргатических элементов [1]. Раздельная оценка инфраструктурного и прикладного уровней с последующей интеграцией соответствует этому требованию и одновременно отражает реальную структуру объекта.

Список литературы

1. **ГОСТ 24.701-86** Единая система стандартов автоматизированных систем управления. Надежность автоматизированных систем управления. Основные положения. – М.: Стандартинформ, 2009. – 24 с.
2. **ГОСТ Р МЭК 61508-1-2012** Функциональная безопасность систем электрических, электронных, программируемых электронных, связанных с безопасностью. Ч. 1. Общие требования. – М.: Стандартинформ, 2012. – 49 с.
3. **ГОСТ Р 51901.14-2005 (МЭК 61078:1991)** Менеджмент риска. Метод структурной схемы надежности. – М.: Стандартинформ, 2005. – 24 с.

4. **Ruijters E., Stoelinga M.** Fault tree analysis: A survey of the state-of-the-art in modeling, analysis and tools // *Computer Science Review*. – 2015. – Vol. 15–16. – P. 29–62. DOI: 10.1016/j.cosrev.2015.03.001.

5. **ГОСТ Р МЭК 61165-2019** Надежность в технике. Применение марковских методов. – М.: Стандартинформ, 2019. – 56 с.

6. **Rare Event Simulation for Dynamic Fault Trees / E. Ruijters, D. Reijnders, P.-T. de Boer, M. Stoelinga** // *Proceedings of the 36th International Conference on Computer Safety, Reliability, and Security (SAFECOMP 2017)*. *Lecture Notes in Computer Science*. – Cham: Springer, 2017. – Vol. 10488. – P. 20–35. DOI: 10.1007/978-3-319-66266-4_2.

7. **Hu G., Zhou T., Liu Q.** Data-driven machine learning for fault detection and diagnosis in nuclear power plants: A review // *Frontiers in Energy Research*. – 2021. – Vol. 9. – Art. 663296. DOI: 10.3389/fenrg.2021.663296.

8. **Автоматизация** оценки надежности программного обеспечения для систем управления технологическими процессами / Ю.М. Соломенцев, С.А. Шептунов, Н.В. Суханова, И.С. Кабак // *Вестник Брянского государственного технического университета*. – 2015. – № 3(47). – С. 157–160.

9. **Мостовенко Л.В., Белоглазов В.П.** Анализ эффективности внедрения нейронных сетей на объектах промышленной теплоэнергетики // *Международный журнал гуманитарных и естественных наук*. – 2022.

10. **ГОСТ 24.104-2023** Единая система стандартов автоматизированных систем управления. Автоматизированные системы управления. Общие требования. – М.: Российский институт стандартизации, 2023. – 20 с.

11. **Rare Event Simulation for Non-Markovian Repairable Fault Trees / C.E. Budde, M. Biagi, R.E. Monti, et al.** // *Tools and Algorithms for the Construction and Analysis of Systems (TACAS 2020)*. *Lecture Notes in Computer Science*. – Cham: Springer, 2020. – Vol. 12078. – P. 463–482. DOI: 10.1007/978-3-030-45190-5_26.

12. **Моделирование** надежности автоматизированной системы управления предприятием / В.А. Кулягин, В.И. Миненко, А.Г. Речитский, А.А. Михайлов // *Решетневские чтения*. – 2013. – № 17. – С. 219–221.

References

1. **GOST 24.701-86** *Edinaya sistema standartov avtomatizirovannykh sistem upravleniya. Nadezhnost' avtomatizirovannykh sistem upravleniya. Osnovnye polozheniya* [Unified System of Standards for Automated Control Systems. Reliability of Automated Control Systems. Fundamentals]. Moscow: Standartinform, 2009. 24 p.
2. **GOST R IEC 61508-1-2012** *Funktsional'naya bezopasnost' sistem elektricheskikh, elektronnykh, programiruemykh elektronnykh, svyazannykh s bezopasnost'yu. Ch. 1. Obshchie trebovaniya* [Functional safety of electrical, electronic, and programmable electronic safety-related systems. Part 1: General requirements]. Moscow: Standartinform, 2012. 49 p.
3. **GOST R 51901.14-2005 (IEC 61078:1991)** *Menedzhment riska. Metod strukturnoy skhemy nadezhnosti* [Risk Management: The Reliability Structural Diagram Method]. Moscow: Standartinform, 2005. 24 p.
4. **Ruijters, E., Stoelinga, M.** Fault tree analysis: A survey of the state-of-the-art in modeling, analysis and

tools. *Computer Science Review*, 2015, vol. 15–16, pp. 29–62. DOI: 10.1016/j.cosrev.2015.03.001.

5. GOST RIEC 61165-2019. *Nadezhnost' v tekhnike. Primenenie markovskikh metodov* [Reliability in Engineering. Application of Markov Methods]. Moscow: Standartinform, 2019. 56 p.

6. Ruijters, E., Reijbergen, D., de Boer, P.-T., Stoelinga, M. Rare Event Simulation for Dynamic Fault Trees. Proceedings of the 36th International Conference on Computer Safety, Reliability, and Security (SAFECOMP 2017). Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2017, vol. 10488, pp. 20–35. DOI: 10.1007/978-3-319-66266-4_2.

7. Hu, G., Zhou, T., Liu, Q. Data-driven machine learning for fault detection and diagnosis in nuclear power plants: A review. *Frontiers in Energy Research*, 2021, vol. 9, art. 663296. DOI: 10.3389/fenrg.2021.663296.

8. Solomentsev, U.M., Sheptunov, S.A. Sukhanova, N.V., Kabak, I.S. *Vestnik Bryanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, 2015, no. 3(47), pp. 157–160.

9. Mostovenko, L.V., Beloglazov, V.P. Analiz effektivnosti vnedreniya neyronnykh setey na ob'ekтах promyshlennoy teploenergetiki [Analysis of the effectiveness of neural networks implementation at industrial thermal power facilities]. *Mezhdunarodnyy zhurnal gumanitarnykh i estestvennykh nauk*, 2022.

10. GOST 24.104-2023 *Edinaya sistema standartov avtomatizirovannykh sistem upravleniya. Avtomatizirovannye sistemy upravleniya. Obshchie trebovaniya* [Unified System of Standards for Automated Control Systems. Automated Control Systems. General Requirements]. Moscow: Rossiyskiy institut standartizatsii, 2023. 20 p.

11. Budde, C.E., Biagi, M., Monti, R.E., D'Argenio, P.R., Stoelinga, M. Rare Event Simulation for Non-Markovian Repairable Fault Trees. Tools and Algorithms for the Construction and Analysis of Systems (TACAS 2020). Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2020, vol. 12078, pp. 463–482. DOI: 10.1007/978-3-030-45190-5_26.

12. Kulyagin, V.A., Minenko, V.I., Rechitskiy, A.G., Mikhaylov, A.A. *Reshetnevskie chteniya*, 2013, no. 17, pp. 219–221.