

ВОЗМОЖНОСТЬ СОВМЕСТНОГО ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ИНТЕГРАЛЬНЫХ КОДОВ В СИСТЕМЕ ПОДДЕРЖКИ ОПЕРАТОРОВ

Ю.Б. Воробьев, В.Д. Кузнецов

Московский энергетический институт (технический университет), г. Москва



Предложена методика для поддержки оператора АЭС с использованием технологий на основе интегральных кодов улучшенной оценки, системы анализа неопределенностей и технологий искусственного интеллекта на основе нейронных сетей с использованием алгоритмов многослойного персептрона. Показано, что возможно с хорошей достоверностью идентифицировать характер возможных аварий на начальном этапе их возникновения. Таким образом, может быть реализована практическая возможность распознавания типа аварий на АЭС и создана система поддержки оператора с использованием предложенного подхода

ВВЕДЕНИЕ

В процессе функционирования АЭС происходит взаимодействие разнообразных компонентов и различных физических процессов, что обуславливает весьма сложное поведение как отдельных элементов АЭС, так и всей системы при нормальной эксплуатации и, особенно, в аварийных режимах. Особенно актуально это в том случае, когда необходимо быстро принять решение. Поток информации, поступающий к оператору, характеризуется многомерностью, взаимовлиянием между компонентами, наложением стохастических погрешностей. Поэтому зачастую встает проблема идентификации текущего состояния объекта и прогнозирования его поведения. В настоящее время анализ, как правило, ограничивается детерминистическими моделями либо ограниченным (марковские процессы, нормальное распределение и т.д.) использованием вероятностных методов в рамках ВАБ (вероятностный анализ безопасности). Имеющиеся системы поддержки оператора зачастую базируются только на идентификации предаварийной ситуации и факте возникновения аварии на основе определения отклонения контролируемых параметров от номинальных значений. Однако для принятия эффективных противоаварийных мероприятий необходима система, позволяющая не только сигнализировать о возникновении аварии, но также определять тип аварийной ситуации и осуществлять поддержку оператора непосредственно в процессе протекания аварии путем предоставления наиболее адекватной информации о протекании аварийного процесса, его прогнозировании, оптимальном управлении [1].

Осуществление вышесказанного возможно только при использовании современных информационных технологий, например, искусственного интеллекта.

ФОРМАЛЬНОЕ ОПИСАНИЕ ЗАДАЧИ

Принципиальным с точки зрения безопасности [2] является то обстоятельство, что предпринимаемые оперативным составом действия по управлению аварией жестко зависят от правильной идентификации состояния конкретной аварийной ситуации. Однако в процессе начальной стадии развития аварии из-за особенностей высоко-технологичных объектов, к которым относятся АЭС, четкая идентификация аварии затруднена, что может привести к ошибочным (или неадекватным) действиям персонала. Проблема усугубляется тем, что в настоящее время нет однозначности в наборе параметров, полностью характеризующих аварию. Есть данные экспериментальных установок и расчеты по интегральным кодам улучшенной оценки, но нет гарантии, что эти точечные данные будут соответствовать реальным характеристикам аварийной ситуации, и оперативный персонал сможет правильно их идентифицировать и адекватно отреагировать (а неверная реакция может усугубить тяжесть протекания аварии).

Для решения данной проблемы предлагается использовать совместно две ветви самых современных технологий. Это методы анализа динамических процессов на АЭС на основе интегральных кодов улучшенной оценки и методы обработки сложной информации на основе искусственного интеллекта. Соединение этих двух технологий позволит существенно увеличить достоверность идентификации аварийной ситуации на АЭС на самых ранних стадиях и даст возможность управления аварией в ходе ее протекания.

Рассмотрим возможную схему решения задачи. В качестве базового варианта будем рассматривать АЭС с реактором ВВЭР, хотя данный подход применим и для других типов реакторов.

Формализованно задача может быть представлена следующим образом. В процессе функционирования АЭС мы имеем возможность контролировать вектор параметров $Y = \{Y_i, i=1, \dots, k\}$, который зависит от времени t : $Y(t)$. Далее у нас имеется множество возможных аварийных ситуаций на АЭС. Качественно назовем его $A = \{A_i, i=1, \dots, n\}$. Пусть аварийная ситуация A_i начинается в момент времени t_0 . С момента времени t_0 и в течение интервала Δt мы имеем m наблюдений вектора $Y(t)$ – множество $Y_{Ai} = \{Y_{ji}, j=1, \dots, m\}$. Наша задача заключается в установлении соответствия между реализацией множества Y_A и конкретным элементом множества A , т.е. в отображении $Y_{Ai} \rightarrow A_i$. Мы можем установить эту связь на основе анализа динамики АЭС в процессе аварии с помощью интегральных кодов. Обозначим некий интегральный код как C . Для каждого элемента A_i множества A мы можем рассчитать m значений вектора наблюдений $Y(t)$ для промежутка времени с начала аварии Δt : $A_i \rightarrow C \rightarrow Y_{Aic} = \{Y_{jic}, j=1, \dots, m\}$. Наша задача заключается в автоматизации процесса соотнесения во время аварии величин Y_{Ai} и Y_{Aic} (реальных и смоделированных с помощью интегральных кодов) и определении соответствующего элемента $A_i \in A$.

Однако возможно усложнение задачи, заключающееся в том, что вышеупомянутые расчетные коды моделируют информацию с некоторой погрешностью $\Delta Y_{Ai} = Y_{Aic} - Y_{Ai}$, которая носит, в общем случае, случайный характер и имеет соответствующую функцию распределения F_{Ai} . Это необходимо учесть в процессе определения соответствующего A_i .

Анализ технологий, существующих на сегодняшний день, которые позволили бы решить сформулированную выше задачу, и учет вышеприведенных условий определяют, что для автоматизации соотнесения величин Y_{Aic} и Y_{Ai} как во время наступления аварии, так и в процессе ее протекания подходят системы на основе искусственного интеллекта. Другой аспект, связанный с погрешностями расчетов по интегральным кодам ΔY_{Ai} и их вероятностными характеристиками F_{Ai} , предлагается учитывать

в рамках методов анализа неопределенностей, основные принципы которых изложены в [2,3].

Таким образом, основной алгоритм решения нашей задачи представляется следующим. Формируется множество аварийных ситуаций, подлежащих обработке системой $A = \{A_i, i=1, \dots, n\}$. Каждая авария A_i характеризуется вектором входных параметров $X_i = \{X_{ij}, j=1, \dots, v\}$, определяемых как ее спецификой, так и ее моделированием с помощью используемого интегрального кода C . Из анализа неопределенностей находятся типы и параметры распределений компонент вектора X_i : $\forall X_{ij}, \Delta_{ij}, F_{ij}(X_{ij})$, где $F_i(X_{ij})$ - вероятностная функция распределения компоненты; X_{ij} и Δ_{ij} - параметры данной функции. На основе этих данных по выбранному интегральному коду C рассчитывается представительное множество реализаций объемом w для каждой аварийной ситуации $A_i \in A$ с соответствующим множеством выходных векторов $Y'_{Aic} = \{Y'_{Aicp}, p=1, \dots, w \mid Y'_{Aicp} = \{Y_{Aicpj}, j=1, \dots, m\}\}$. В результате мы получим множество Y'_{Ac} , которое будет включать в себя подмножества Y'_{Aic} : $Y'_{Aic} \subset Y'_{Ac}$ для любого i . Далее на основе множеств A и Y'_{Ac} настраивается (тренируется) система искусственного интеллекта до состояния распознавания без ошибки аварийных ситуаций множества A . Настроенная таким образом система искусственного интеллекта может быть установлена на пульт управления блоком АЭС для непосредственной поддержки оператора как для идентификации типа аварии, так и в процессе управления аварией. Графически алгоритм изображен на рис. 1.

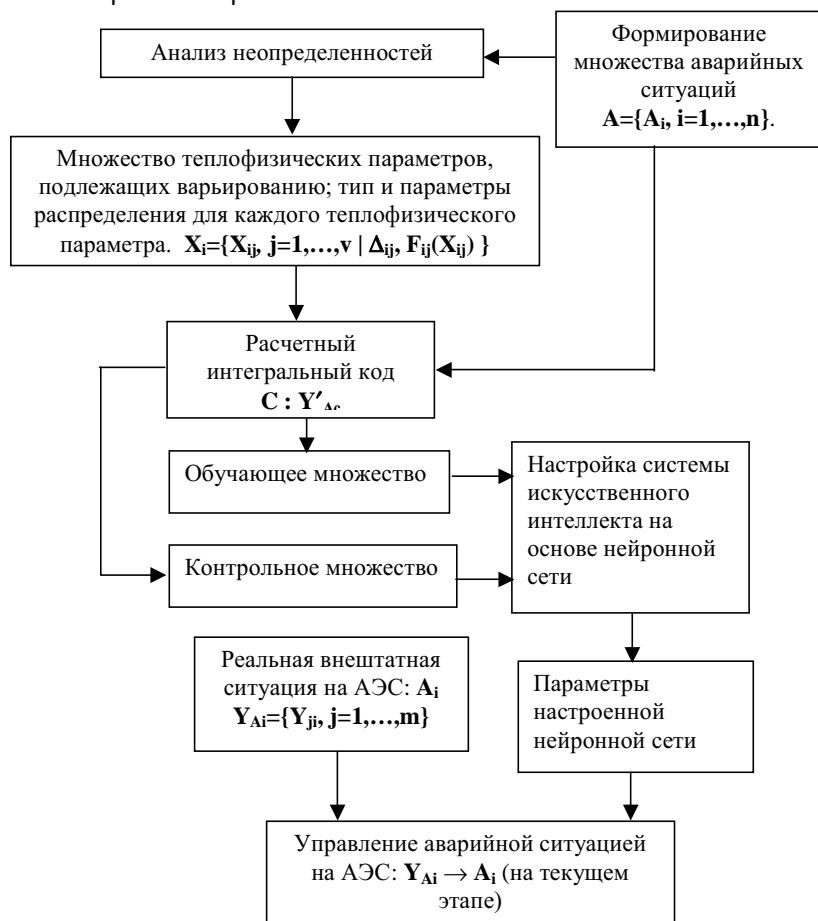


Рис.1. Общая архитектура системы поддержки управления аварийными и переходными процессами с использованием систем искусственного интеллекта

ПРЕДЛАГАЕМЫЙ ПУТЬ РЕШЕНИЯ

Важной компонентой предлагаемого подхода является использование технологий систем искусственного интеллекта, которые в настоящее время широко применяются для решения сложных и слабо формализуемых задач в технике. Данные методы базируются на использовании отдельных приложений теории распознавания образов, генетических алгоритмов и теории нечетких множеств. В частности наиболее эффективные результаты получены в рамках использования нейронных сетей. Анализ показал, что для нашего случая оптимальной является нейронная сеть на основе многослойного персептрона с ее обучением методом обратного распространения ошибки [4]. Важным вопросом, которому уделялось особое внимание в настоящих исследованиях, является выбор оптимальных параметров нейронной сети для рассматриваемого класса задач. В частности это касалось выбора числа слоев и числа нейронов в каждом слое.

Другим важным элементом архитектуры предлагаемого подхода являются блоки, связанные с формированием обучающего множества для нейронной сети (см. рис.1). Поскольку на сегодняшний день отсутствуют фактические данные изменения параметров АЭС по полному спектру возможных аварий, то по результатам исследований было предложено образовывать обучающее множество с использованием результатов анализа неопределенностей и моделирования на основе кодов улучшенной оценки. При этом необходимо учитывать возможный случайный разброс данных через соответствующие вероятностные распределения и генерацию набора данных по каждой аварийной ситуации.

В результате был сформулирован алгоритм для решения поставленной задачи, основные этапы которого следующие:

- выбор рассматриваемого сценария аварии;
- анализ возможности корректного моделирования его с помощью выбранного расчетного кода;
- анализ и выделение основных этапов развития аварии по выбранному сценарию;
- выделение основных физических феноменов на каждом этапе аварийного процесса;
- выделение наиболее значимых компонентов АЭС для каждого этапа;
- определение физических и технических параметров, соответствующих каждому феномену, их ранжирование;
- определение возможности их моделирования с помощью выбранного расчетного кода;
- определение типов статистических распределений и их параметров для вероятностного моделирования возможного отклонения расчета от реального аварийного процесса.

В данном случае в качестве примера реализации методики была рассмотрена первая фаза аварии с течью теплоносителя - фаза выдувания (blowdown).

Для этой фазы были выделены основные характеристики, влияющие на неточность моделирования, которые представлены в соответствии с моделируемыми компонентами в табл. 1.

Проведенный анализ явлений и их соответствующих моделей позволил выделить параметры, представленные в табл. 2, для потенциального учета при моделировании неопределенностей на этапе формирования обучающего множества.

При отладке методики мы ограничились наиболее существенными факторами с номерами 14, 18, 19, 20, однако даже при этом с учетом нодализации схемы АЭС общее число параметров для моделирования неопределенностей увеличилось до 31 параметра.

Таблица 1

Основные феномены неопределенностей

Компонента	Характеристика
Течь	Поток теплоносителя в течь
Реактор	Остаточное тепловыделение
	Принудительная конвекция
	Перемешивание потоков в верхней части активной зоны
	Вскипание
	Тепло, накопленное в стенках корпуса реактора
ГЦН (главный циркуляционный насос)	Характеристики ГЦН
Компенсатор давления	Уровень теплоносителя в компенсаторе давления
	Тепло, накопленное в стенках корпуса компенсатора давления

Таблица 2

Параметры для учета неопределенностей

№	Параметр		Тип распределения	Границы разброса (± 3 стандартное отклонение)
1	Мощность реактора		Нормальное	6%
2	Коэффициент неравномерности по радиусу		Нормальное	7,5%
3	Коэффициент неравномерности по высоте		Нормальное	2,1%
4	Радиус таблетки твэла		Равномерное	0,1%
5	Радиус оболочки твэла		Равномерное	0,1%
6	Теплопроводность топлива		Равномерное	10%
7	C_p (теплоемкость) топлива		Равномерное	30,035 кДж/(м ³ К)
8	Теплопроводность оболочки твэла		Нормальное	3,03 Вт/(мК)
9	C_p оболочки твэла		Равномерное	64,875 кДж/(м ³ К)
10	Теплопроводность газового зазора		Равномерное	0,0131 Вт/(мК)
11	Эффективная толщина газового зазора		Равномерное	20,98 10^{-6} м
12	Эмиссия топливных таблеток		Равномерное	7%
13	Эмиссия оболочки твэла		Равномерное	0,1%
14	Коэффициент конвективного теплообмена в активной зоне во время аварии		Равномерное	от -25% до +75%
15	Коэффициент напора ГЦН при двухфазном режиме		Равномерное	от -0,2 до +0,8
16	Коэффициент вращающего момента ГЦН при двухфазном режиме		Равномерное	от -0,3 до +0,8
17	Коэффициент сопротивления вращению ГЦН		Равномерное	от -0,5 до +2,0
18	Коэффициент истечения в течь	Однофазное	Нормальное	0,126
19	Коэффициент истечения в течь	Двухфазное	Нормальное	0,186
20	Коэффициент теплопередачи в парогенераторе		Равномерное	25%
21	Температура воды САОЗ (система аварийного охлаждения активной зоны)		Нормальное	от -0,9 до +1,036

На основе сформулированного алгоритма создан программно-аналитический комплекс BECUN, который в качестве отдельных компонентов включает в себя программу NPOSTACH для моделирования стохастического разброса данных и формирования обучающего множества, программу neuroV для выполнения операций по автоматизированному нахождению оптимальных параметров нейронной сети, обучению нейронной сети и распознаванию аварийной ситуации.

РЕЗУЛЬТАТЫ РАСЧЕТОВ

Для проведения расчетов были использованы следующие возможные аварийные ситуации на АЭС с ВВЭР 440(В213). В качестве интегрального кода был выбран RELAP5/mod3.2. Рассматривались течи из петли с компенсатором давления.

1. Течи из холодной нитки ГЦТ (главный циркуляционный трубопровод) диаметром 30 и 90 мм.
2. Течи из горячей нитки ГЦТ диаметром 30, 40 и 90 мм.
3. Непреднамеренное открытие клапанов компенсатора давления.
4. Течи из холодной нитки ГЦТ диаметром 30 и 90 мм плюс непреднамеренное открытие клапанов компенсатора давления.
5. Течи из горячей нитки ГЦТ диаметром 30, 40 и 90 мм плюс непреднамеренное открытие клапанов компенсатора давления.

Таким образом, всего 11 сценариев аварийных ситуаций. Для каждой из аварийной ситуации было сформировано два независимых множества: для обучения нейронной сети и проверки правильности обучения. Рассматривались первые 10 с протекания аварии. Обучение нейронной сети и проверка качества обучения осуществлялось как на различных сочетаниях 11 аварийных ситуаций, так и на всем их множестве.

Важной задачей для успешного функционирования системы является правильный выбор множества параметров для мониторинга состояния АЭС. Опираясь на анализ протекания аварийных процессов, было решено ограничиться следующим множеством:

- давление теплоносителя на входе и выходе АЗ (активной зоны);
- давление теплоносителя второго контура по парогенераторам;
- расход теплоносителя по петлям;
- температура на выходе АЗ;
- мощность реактора;
- расход БРУ-А (быстродействующей редукционной установки атмосферной);
- уровень в компенсаторе давления;
- уровень в парогенераторах.

При рассмотрении модели конкретного блока мы имеем уже 24 контролируемых параметра для отображения состояния реальной установки.

В данной работе особое внимание уделено двум ключевым моментам, которые, по сути дела, определяют возможность (или невозможность) решения поставленной задачи:

- проблеме обучения нейронных сетей в соответствии с заданным спектром аварий;
- проблеме распознавания аварий.

В качестве основной цели расчетов было нахождение алгоритма по автоматизированному поиску оптимальной структуры нейронной сети, т.к. существует известная проблема переобученности нейронной сети при слишком большом количестве нейронов и плохое прогнозирование, если количество нейронов будет недостаточным. Для этого проводились расчеты для разных комбинаций распознаваемых сце-

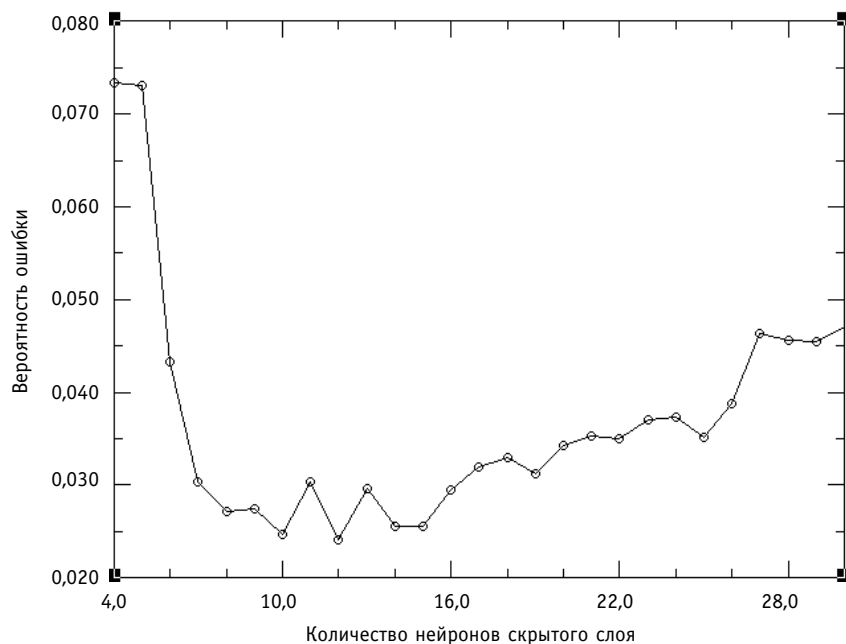


Рис.2. Зависимость вероятности ошибки при контроле в зависимости от количества нейронов в скрытом слое персептрона для четырех сценариев течи диаметром 30 и 90 мм из холодного и горячего ГЦТ

нариев при варьировании параметров нейронной сети. Для примера на рис. 2 представлены расчеты зависимости критерия качества обучения нейронной сети (средней вероятности ошибки на контрольной выборке) от числа нейронов в скрытом слое. Видно, что существует некоторый оптимум в количестве нейронов, после которого дальнейшее их увеличение не приводит к улучшению качества сети, что, очевидно, связано с переобученностью нейронной сети. Исходя из этого был разработан алгоритм, позволяющий программе *neuroV* в автоматизированном режиме найти оптимальную структуру нейронной сети.

После определения оптимальной структуры нейронной сети необходимо осуществить настройку системы. Для этого был разработан итерационный алгоритм на основе итеративного использования этапов «обучение – проверка», функционирование которого в созданном программном комплексе *BECUN* обеспечивает успешное обучение нейронной сети распознаванию типа аварии. На основе данного алгоритма была осуществлена настройка системы для полного распознавания 11 аварийных ситуаций, представленных выше.

Расчеты показали, что для рассматриваемого множества 11 аварийных ситуаций адекватна структура нейронной сети с одним скрытым слоем с числом нейронов во входном слое, равным числу анализируемых точек, и числом нейронов в выходном слое, равным числу распознаваемых сценариев аварий. Число нейронов в скрытом слое зависит от количества рассматриваемых аварийных сценариев и определяется на основе поиска оптимума (например, для случая, представленного на рис. 2, это число равно 12).

Далее проводилось исследование по идентификации аварийных ситуаций с параметрами, отличными от первоначально заданных. Для этого анализировалась погрешность распознавания аварии с течью из горячего участка ГЦТ при варьировании диаметра течи от 30 до 40 мм. Нейронная сеть перед этим была обучена на множестве из 11 вышеприведенных сценариев аварий. Было показано, что качественно

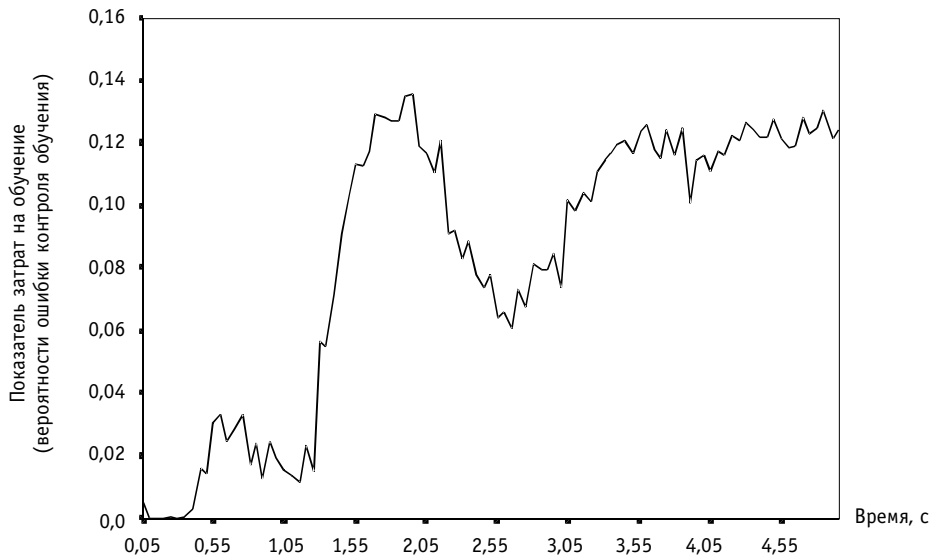


Рис. 3. Зависимость трудности обучения нейронной сети от времени начала аварии

правильно (т.е. новые сценарии аварий будут отнесены к наиболее сходным по типу, на которые ранее была настроена система) будут распознаны течи с диаметром в диапазонах 30 до 35 мм и 37 до 40 мм. В диапазоне от 35 до 37 мм идентификация осуществляется с ошибкой выше допустимой погрешности. Таким образом, видно, что обученную нейронную сеть можно использовать для качественного определения типа аварий, отличных от аварий из множества первоначального обучения.

В заключение проведено исследование вопроса настройки нейронной сети в зависимости от времени с начала аварии. Для этого были осуществлены расчеты пошагового варьирования времени начала аварии, подлежащей распознаванию, начиная с 0,05 до 5 с. На каждом шаге производился автоматический поиск оптимальной структуры нейронной сети. Результаты расчетов в виде зависимости критерия трудности обучения (вероятности ошибки на первом этапе проверки после обучения) от времени, прошедшего с начала аварии, представлены на рис. 3, откуда видно, что система наиболее легко настраивается на распознавание начального этапа аварий.

ВЫВОДЫ

Предложена методика для поддержки оператора с использованием технологий на основе интегральных кодов улучшенной оценки, системы анализа неопределенностей и технологий искусственного интеллекта на основе нейронных сетей с использованием алгоритмов многослойного персептрона. На ее основе создан программный комплекс BECUN, который, как показали расчеты, обеспечивает успешное распознавание типа аварии. Показано, что обученную нейронную сеть можно также использовать для качественного определения типа аварий, отличных от рассмотренных. Исследование зависимости настройки нейронной сети от времени с начала аварии показало, что система наиболее легко настраивается на распознавание начального этапа аварий. Все проведенные расчеты показали эффективность заложенных алгоритмов.

Таким образом, показана практическая возможность распознавания типа аварий на АЭС и реальность создания системы поддержки оператора с использованием предложенного подхода.

Литература

1. Воробьев Ю.Б., Кузнецов В.Д. Использование современных интегральных кодов для управления безопасностью АЭС/ Вестник МЭИ. - 2001. - №5. - С. 31-37.
2. Ortiz M. G., Ghan L. S. Uncertainty Analysis of Minimum Vessel Liquid Inventory During a Small-Break LOCA in a B&W Plant – An Application of the CSAU Methodology Using the RELAP5/MOD3 Computer Code, NUREG/CR-5818EGG-2665R4, INEL, 1992. - P.6-1 - 6-15.
3. D'Auria F., Galassi G. M., Belsito S., Ingegneri M., Gatta P. UMAE Application: Contribution to the OECD/CSNI UMS, Vol. 2. Diportimento di costruzioni meccaniche e nucleari, Universita' DI Pisa, DCMN NT 307(97) Rev.1. – 1997. – 114 p.
4. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. –М.: СП ПараГраф, 1990. – 160 с.

Поступила в редакцию 1.10.2002

ABSTRACTS OF THE PAPERS

УДК 621.311.25:621.039

Possibility of joint use of neural networks and best-estimate codes in system of operators support \ Yu.B. Vorobyov, V.D. Kuznetsov; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering). - Obninsk, 2002. - 9 pages, 3 illustrations, 2 tables. - References, 4 titles.

The technique for support of the NPP's operator with use of technologies on the basis of thermal-hydraulic best estimate codes, systems of uncertainty analysis and technologies of an artificial intellect on a base of neural networks is offered. It is shown that it is possible with good reliability to identify character of possible accidents at the initial stage of their occurrence. Thus, the practical opportunity of the recognition such failures on NPP may be realized and the system for support of the operator with use of the offered approach can be created.

УДК 621.039:519.7

The Problem of Multicriteria Optimization for NPP Lifetime \ O.M. Gulina, A.A. Zhiganshin, T.P. Korniets; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering). - Obninsk, 2002. - 4 pages, 1 illustration. - References, 5 titles.

The problem of NPP unit lifetime optimization is formulated as multicriteria one. There is presented the form of economical criterion under degradation processes in the base equipment. The method of NPP lifetime estimation for the model with interval parameters is supposed.

УДК 621.039.52

Possibility of Safety Ensuring of the Fast Reactor, Cooled by Na-K Alloy \ V.S. Okunev; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering). - Obninsk, 2002. - 9 pages, 2 tables. - References, 5 titles.

The possibilities of safety ensuring of the fast reactors, cooled by Na-K alloy are researched. The results of optimisation of the safety characteristics of core with discount self-protected to severe anticipated transients without scram are presented.

УДК 502.3

The Priorities and Some Findings of Research on Environmentally Occurring "Hot" Radioactive Particles. The General Characterization of "Hot" Radioactive Particles Applicability for Technical Purposes \ I.Ya. Gaziev, Ya. I. Gaziev; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering). - Obninsk, 2002. - 7 pages, 4 illustrations, 2 tables. - References, 8 titles.

The data have been compiled on "hot" radioactive particles (HRPs) in the environment with their individual beta activities of about 1 Bq/particle or higher and on the environmental contamination patterns with these particles. Two priorities in research of environmental contamination with such radioactive particles have been outlined. The first is the data acquisition on the main physical characteristics of HRP in natural media to specify the principal features of environmental contamination with these particles. The second is the data availability on radiation exposure of the biosphere, including humans, to such particles. Some essential findings from the two approaches are considered in the paper. The possibilities of laboratory produced HRP have been shown for their uses in organizing and performing radioecological monitoring in the atmosphere - underlying surface - biota (with humans included) system.