

11. Кириллов П.Л., Юрьев Ю.С., Бобков В.П. Справочник по теплогидравлическим расчетам (ядерные реакторы, теплообменники, парогенераторы). М.: Энергоатомиздат, 1990. 360 с.
12. Мищенко К.П., Равдель А.А. Краткий справочник физико-химических величин. Л.: Химия, 1965. 160 с.

13. Харламов А.Г. Теплопроводность высокотемпературных теплоизоляторов. М.: Атомиздат, 1980. 100 с.
14. Жуковский В.С. Основы теории теплопередачи. Л.: Энергия, 1969. 224 с.

Поступила в Редакцию 23.10.23

УДК 621.039.58

РАЗВИТИЕ МЕТОДИКИ ОБОСНОВАНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ ВВЭР В МАНЕВРЕННЫХ РЕЖИМАХ ПОСРЕДСТВОМ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Увакин М.А., Николаев А.Л., Антипов М.В., Махин И.В., Сотсков Е.В.

(АО ОКБ «Гидропресс», г. Подольск)

e-mail: uvakin_ma@grpress.podolsk.ru

Разработанная в АО ОКБ «Гидропресс» методика анализа безопасности ВВЭР для маневренных режимов была построена на основе максимально возможного сохранения базовых принципов, которые применяются в стационарных режимах работы [1]. Такой подход позволяет сохранить широко используемую и принимаемую надзорными органами консервативную концепцию обоснования безопасности ВВЭР. При этом в силу объективных причин, связанных с маневрированием, в базовую методику были внесены существенные дополнения. Основной проблемой при маневрировании с точки зрения безопасности являются нестационарное поле энерговыделения реактора и постоянно изменяемые период и реактивность. Поэтому основное внимание было направлено на такие сценарии аварий, в которых именно динамические процессы, вызванные маневрированием, являются значимым фактором, требующим учета при обосновании безопасности. Новизной методики по отношению к имеющимся подходам является учет динамического изменения параметров реакторной установки при маневрировании. Это было реализовано за счет включения в методику:

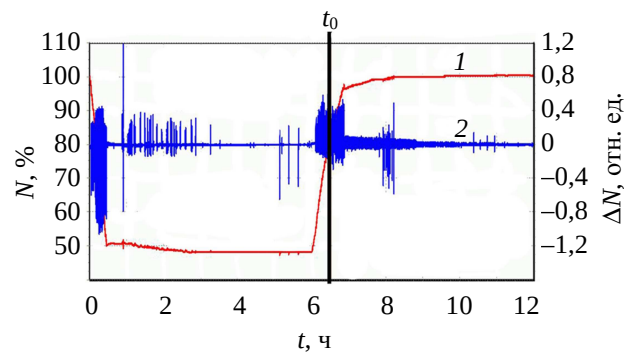
внешнего модуля основных регуляторов для точного моделирования управляющих воздействий;

учета в качестве единичного отказа ошибок оператора при маневрировании;

выбора динамического исходного состояния для анализа безопасности заданного исходного события, позволяющего моделировать аварийный процесс в условиях совмещения режима маневрирования и аварии.

Опыт показал принципиальную возможность обоснования безопасности ВВЭР с учетом маневренных режимов, что позволило внедрить методику для практического применения при суточном графике несения нагрузки [2—4]. Однако опыт использования также обозначил и наиболее трудоемкую часть предложенного подхода — экспертную оценку выбора исходных состояний на время возникновения аварии. Основными факторами, приводящими к высокой трудоемкости, являются зависимость результата от конкретного экспертного мнения и большое число возможных вариантов решения.

Пример выбора исходного состояния для аварии с выбросом ОР СУЗ в цикле маневрирования мощностью 100%—50%—100% номинальной показан на рис. 1. В настоящей работе предлагается вариант усовершенствования методики посредством снижения трудоемкости указанного этапа путем разработки и применения математической модели, основанной на нейронной сети. Авария с выбросом ОР СУЗ выбрана в качестве демонстрационного примера.

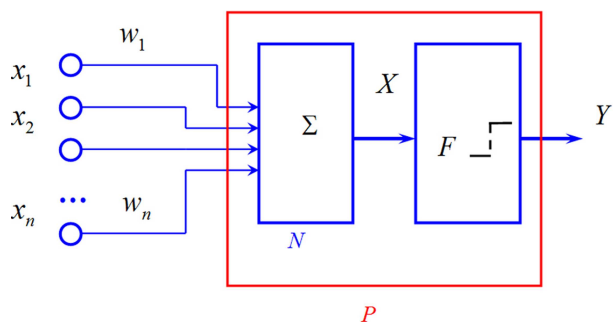


Р и с. 1. Выбор исходного состояния для аварии с выбросом ОР СУЗ: 1, 2 — относительная нейтронная мощность N и скорость ее изменения ΔN соответственно

При обосновании безопасности ВВЭР с учетом маневренных режимов на практике было выявлено и подтверждено снижение трудоемкости этапа экспертной оценки за счет учета опыта проведения расчетов. Фактически это означало, что каждый последующий расчетный анализ базировался на предыдущем. Таким образом, поставленная задача в общем виде может быть выполнена за счет внедрения нейронной сети как математической модели принятия решения строго на расчетных данных и независимо от экспертного мнения. Дополнительным преимуществом выбранного подхода является пороговая фильтрация выходного сигнала, что позволяет сужать выбор исходных состояний до разумного числа наиболее представительных вариантов.

Модели принятия решения и экспертных оценок на основе нейронных сетей уже имеют опыт применения при обосновании безопасности ядерных реакторов [5]. Для построения простейшего элемента нейронной сети был рассмотрен одиночный перцептрон с группой входов и единичным выходом (рис. 2). Поскольку в рассматриваемом случае наибольшую значимость для выбора исходного состояния реактора при начале аварийного режима имеют конкретные параметры, то в качестве входного вектора $\mathbf{x}\{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$ для создания опытного варианта нейронной сети были определены наиболее важные из них. В качестве наиболее значимых можно выделить следующие величины: нейтронная мощность реактора, реактивность и скорость ее изменения, аксиальный офсет энерговыделения, положение регулирующих групп ОР СУЗ. Именно на анализе указанных параметров и выполнялся экспертный выбор исходного состояния реактора.

Принцип действия перцептрона соответствует классическому определению в теории ней-



Р и с. 2. Схема одиночного перцептрона

ронных сетей [6]. На вход подаются входные параметры в виде вектора $\mathbf{x}\{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$ для каждого рассматриваемого момента t маневренного режима. Компонентами вектора являются безразмерные рассматриваемые параметры $x_i(t)$, нормированные на диапазон их изменения на всем интервале времени по закону $x_i(t) = (x_{oi}(t) - \min) / (\max - \min)$, где $\max$, $\min$ — наибольшее и наименьшее значение параметра $x_{oi}(t)$ на выбранном интервале. Такое преобразование приводит все входные сигналы нейронной сети к диапазону $[0, 0; 1, 0]$. Нейрон формирует суммирующий сигнал

$$X = \sum_{k=1}^n x_k w_k, \quad (1)$$

где w_k — весовые коэффициенты, определяемые в процессе обучения сети.

Суммирующий сигнал X проходит через функцию активации $F(X)$, которая формирует выходной сигнал Y нейронной сети в зависимости от выбранного порога активации. В качестве функции активации рассматривалась типовая сигмоидальная функция вида

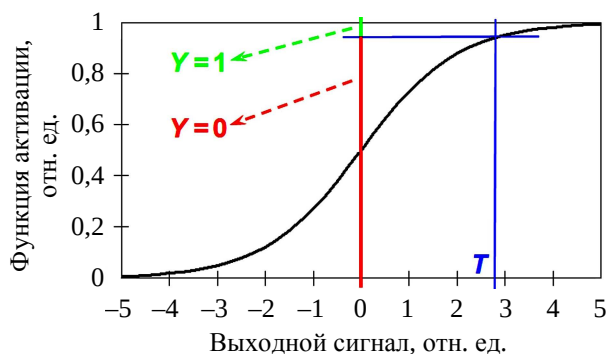
$$F(X) = \frac{1}{1 + \exp(-X)} \quad (2)$$

с порогом активации T , реализуемым по закону

$$Y = \begin{cases} 1, & F(X) > T; \\ 0, & F(X) \leq T. \end{cases} \quad (3)$$

Преимущества выбранной функции активации в части эффективности обучения сети методом обратного распространения ошибки наилучшим образом подходят для решения рассматриваемой задачи [6]. Поясняющая схема работы функции с заданным порогом активации показана на рис. 3. Выходной сигнал 1 соответствует положительному результату, 0 — отрицательному.

Примененный для сети метод обучения с учителем означает выбор весовых коэффициентов по заранее известному решению задачи. Для обучения на наборе известных расчетных данных формировалась соответствующая группа входных сигналов из параметров реактора по всем моментам времени, входящим в рассматриваемый интервал. Для времени t_0 , которое со-



Р и с. 3. Схема формирования сигнала через функцию активации

ответствует выбранному на основе экспертной оценки времени для анализа аварии, принимался выходной сигнал, равный 1, для остальных моментов — 0. Обучение сети проводилось по итерационному методу обратного распространения ошибки

$$X = \sum_{k=1}^n x_k w_k^i \rightarrow Y = F(X) \rightarrow \delta = \frac{dY}{dX}(Y_0 - Y) \rightarrow w_k^{i+1} = w_k^i + \eta \delta Y. \quad (4)$$

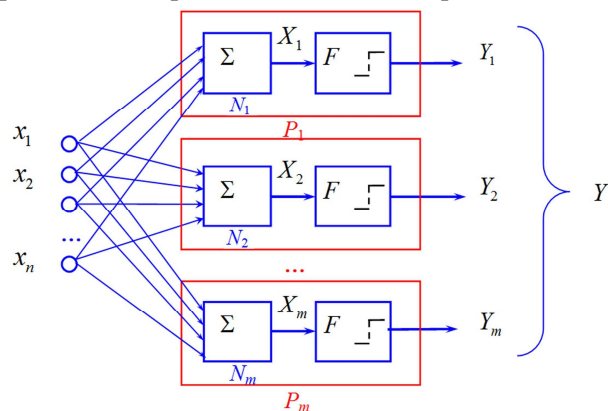
В формулах (4) представлен итерационный шаг по корректировке весовых коэффициентов для одного вектора входных параметров, где i — номер итерации; X, Y — сигнал, определенный в соответствии с выражениями (1)–(3); Y_0 — выходной сигнал нейронной сети для целевого вектора входных параметров, соответствующего заданному времени t_0 ; δ — ошибка на данной итерации; $\eta \in (0,0001; 1,0)$ — темп обучения. Начальное приближение весовых коэффициентов выбирается с помощью генератора случайных чисел в интервале $(0,0; 1,0)$. Итерационный процесс проходит по всем входным сигналам, после чего пересчитывается выходной сигнал для целевого вектора под скорректированные весовые коэффициенты, и цикл повторяется. Критерием выхода из итерационного процесса являются постоянные весовые коэффициенты для заданного темпа обучения. Необходимо отметить удобство использования сигмоидальной сжимающей функции, позволяющей использовать производную в виде $dY/dX = Y(1-Y)$.

После обучения нейронная сеть готова к применению. При подаче на вход того же набора входных параметров из данных расчета некоторого другого цикла маневрирования можно

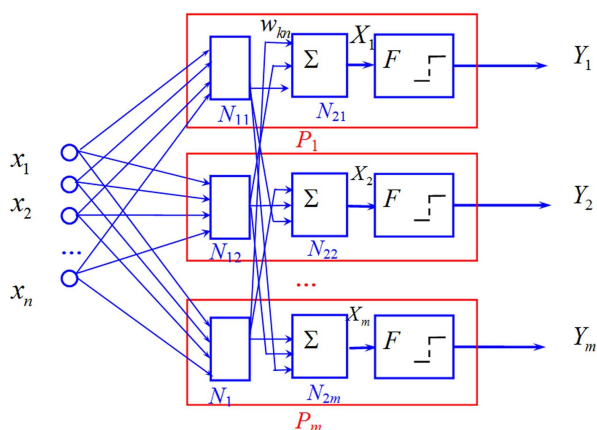
вычислить выходные сигналы для всех рассматриваемых моментов времени. Для этого на вход сети подаются входные параметры, состоящие из тех же величин, на которых проводилось обучение модели. Постепенным повышением порога активации выделяется один или несколько наибольших сигналов, что и определяет соответствующие моменты времени для анализа аварии, позволяя быстро решить поставленную задачу.

В общем виде база для обучения может оказаться широкой. Так, при обосновании испытаний выделяем несколько суточных циклов маневрирования, для каждого из них выбираем время возникновения аварии. В этом случае нейронная сеть может быть расширена путем создания слоев нейронов, каждый из которых должен обучаться на своем наборе параметров с формированием отдельного выходного сигнала. Возможная структура такой сети показана на рис. 4. При ее работе будет формироваться группа выходных сигналов, по которым также можно определять требуемое число первостепенных вариантов путем повышения порога активации.

Если обучающий массив выдает еще множественный выходной сигнал, то сеть дополняется скрытым слоем нейронов, раздающих весовые коэффициенты внешнему слою. Фактически это соответствует ситуации, для которой на основе экспертной оценки делается множественный выбор, приводящий к равнозначным вариантам, т.е. нескольким вариантам развития аварии с рассмотрением каждого из них. Возможный вид структуры в данном случае показан на рис. 5. Обучение такой сети намного сложнее, но на практике есть и применяются алгоритмы со скрытыми слоями нейронов, такие,



Р и с. 4. Схема нейронной сети с обучающим массивом из группы расчетов

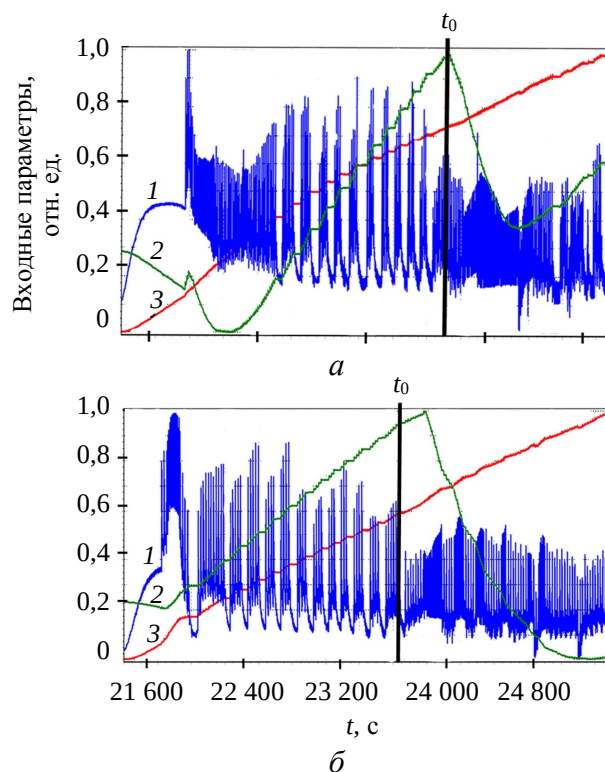


Р и с. 5. Схема нейронной сети при обучающем массиве с множественным выходным сигналом

как, например, алгоритм Левенберга—Марквардта с удовлетворительной сходимостью для небольших сетей [7].

Рассмотренные модели были реализованы в виде объектно-ориентированного программного модуля, позволяющего формировать предложенные варианты архитектуры сети и ее обучение на расчетных массивах, для которых уже выбрано исходное состояние и проведен анализ безопасности. В качестве опытного образца для демонстрации нейронной сети было выполнено обучение на расчетном массиве, показанном на рис. 1. Процесс обучения выполнялся на группе из нескольких основных параметров, включая нейтронную мощность, реактивность и аксиальный офсет. При темпе обучения 0,001 на массиве из 3000 точек по времени обучение заняло примерно 2000 итераций. Для тестирования был выбран этап с нагрузкой энергоблока. После обучения на вход нейронной сети был направлен анализируемый массив, который соответствовал другому суточному циклу маневрирования мощностью 100%—50%—100% номинальной в конце топливной кампании. Как видно на рис. 6, а, выбранный момент времени t_0 почти совпадает с экспертной оценкой аналогичного расчета. Момент времени соответствует локальному пику реактивности и одному из наибольших значений аксиального офсета.

Для тестирования устойчивости нейронной сети был исследован еще один массив данных, который также соответствовал суточному циклу маневрирования мощностью 100%—50%—100% номинальной, но для другого момента топливной кампании — начального. Как видно на рис. 6, б, нейронная сеть также выбирает локальный пик реактивности, но уже примерно на



Р и с. 6. Выбор времени возникновения аварии нейронной сетью в конце (а) и начале кампании (б): 1 — относительная нейтронная мощность; 2 — реактивность; 3 — аксиальный офсет

2 мин смещенный от максимального аксиального офсета. Это обусловлено тем, что вблизи наибольших значений офсета локальный максимум реактивности слишком слаб. В этом смысле нейронная сеть также дает результат, близкий к экспертной оценке.

Из общих свойств нейронных сетей следует, что для корректной работы необходимо использовать при обучении набор параметров, по характеру изменения близкий к тем, для которого она будет применяться. Применительно к рассматриваемой это означает, что обучающий и анализируемый массив данных должен быть отнесен к одному типу реакторной установки, одному моменту кампании, одному алгоритму маневрирования. В этом смысле создание универсальной нейронной сети требует расширенного обучающего массива. Однако использование указанных характеристик напрямую в одном векторе входных данных представляется неэффективным, поскольку не является физически корректным. Так, если принимать формальное определение момента кампании как 0 — начало, 1 — окончание кампании, то данный параметр будет лишен физического смысла.

Если использовать эффективные сутки выгорания, то данный параметр окажется монотонно растущей величиной, слабо влияющей на решение поставленной задачи, в отличие, например, от текущей реактивности.

Поэтому целесообразно в этом случае применять разветвленную структуру нейронной сети, позволяющую разделять по определенным группам параметры с понижением размерности входного вектора. Если в общем векторе входных параметров определен некий параметр $x_n \neq f(t)$, то первый слой нейронов отбирает входной вектор по этому параметру и посылает входной сигнал тому слою нейронов, обучение которых проводилось для конкретного значения x_n . При этом размерность вектора входных параметров понижается за счет его исключения из входного вектора. Таким образом, могут быть выполнены алгоритм и программная реализация некоторой универсальной нейронной сети, обученной на большом массиве данных.

Следует также отметить, что возможен вариант и для сценариев, когда параметр x_n имеет физическое значение, как, например, в случае с эффективными сутками выгорания или параметрами алгоритмов маневрирования. Тогда первый слой нейронов будет перераспределять входной сигнал по настроенным весовым коэффициентам. Математически это означает, что нейронная сеть сначала обрабатывает параметры, которые слабо или опосредованно влияют на итоговый результат, затем значимые. Такой подход соответствует экспертной оценке.

Предложенный и апробированный алгоритм построения нейронных сетей для усовершенствования методики анализа безопасности ВВЭР с учетом маневренных режимов в части выбора исходных состояний установки показал его принципиальную применимость для обоснования безопасности и развития архитектуры.

На конкретных практических примерах для анализа режима с выбросом ОР СУЗ показана возможность обучения и корректной работы нейронной сети на заданном наборе входных параметров. Рассмотренные варианты разработки универсальных нейронных сетей показали возможность использования в качестве входных данных не только непосредственных значений параметров реактора, но и типа алгоритма маневрирования, момента топливной кампании и прочих характеристик.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Увакин М.А., Махин И.В., Николаев А.Л., Сотсков Е.В. Разработка методики расчетного обоснования безопасности испытаний для действующего энергоблока РУ ВВЭР в маневренных режимах. — В сб.: 11-я Межд. научно-техн. конф. «Обеспечение безопасности АЭС с ВВЭР». Подольск, 2019, с. 10—11.
2. Николаев А.Л., Увакин М.А. Проведение предтестовых расчетов по ПК КОРСАР/ТП для испытаний режимов работы действующего энергоблока РУ ВВЭР в точном графике несения маневренной нагрузки. — Там же, с. 11—12.
3. Uvakin M.A., Nikolaev A.L., Makhin I.V., Sotskov E.V. Safety assessment calculation procedure for operating VVER unit in maneuvering regimes experiment. — Kerntechnik, 2020, v. 85, p. 274—281.
4. Увакин М.А., Николаев А.Л., Махин И.В., Сотсков Е.В. Анализ результатов применения динамического метода для расчетного обоснования безопасности испытаний маневренных режимов на РУ ВВЭР. — Вопросы атомной науки и техники. Сер. Ядерно-реакторные константы, 2021, вып. 1, с. 55—65.
5. Воробьев Ю.Б., Кудинов П., Ельцов М. и др. Применение информационных технологий (генетические алгоритмы, нейронные сети, параллельные вычисления) в анализе безопасности АЭС. — Труды Института системного программирования РАН, 2014, т. 26, вып. 2, с. 137—158.
6. Яхьяева Г.Э. Основы теории нейронных сетей. 2-е изд., испр. М.: Изд-во Интуит, Национальный открытый ун-т, 2016.
7. Wilamowski B., Chen Y., Malinowski A. Efficient Algorithm for Training Neural Networks with one Hidden Layer. IEEE, 1999.

Поступила в Редакцию 10.04.24