

УДК 62.001.25

АНАЛИЗ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ, ЗНАЧИМОСТИ И ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ РЕЗУЛЬТАТОВ ВЕРОЯТНОСТНОГО АНАЛИЗА БЕЗОПАСНОСТИ АЭС

Берберова Мария Александровна,

к.т.н., научный сотрудник АНО «Международный Центр по ядерной безопасности»,
доцент РТУ МИРЭА, e-mail: maria.berberova@gmail.com,

Москва, Малая Красносельская ул., 2/8, корп. 7

Балута Виктор Иванович

к.т.н., с.н.с., Институт прикладной математики им.М.В.Келдыша РАН,

e-mail: Vbaluta@yandex.ru

Москва, Миусская пл., д. 4

Аннотация. Атомные электростанции (АЭС) вследствие накопления в процессе эксплуатации значительных количеств радиоактивных продуктов и наличия принципиальной возможности выхода их при авариях за предусмотренные границы представляют собой источник потенциальной опасности или источник риска радиационного воздействия на персонал, население и окружающую среду. Степень радиационного риска прямо зависит от уровня безопасности АЭС, которая является одним из основных свойств АЭС, определяющих возможность их использования в качестве источников тепловой и электрической энергии. Вероятностный анализ безопасности (ВАБ) АЭС представляет собой комплексный, всесторонний системный анализ безопасности, в процессе которого разрабатываются вероятностные модели для определения конечных состояний с повреждением источников радиоактивности и конечных состояний АЭС с превышением установленных пределов по выбросам радиоактивных продуктов и радиационному воздействию на население и окружающую среду и определяются значения вероятностных показателей безопасности. Результаты ВАБ используются для качественных и количественных оценок достигнутого уровня безопасности, а также для выработки и принятия решений при проектировании и эксплуатации АЭС.

Ключевые слова: неопределенность, значимость, чувствительность, ВАБ, АЭС.

Цитирование: Берберова М. А., Балута В.И. Анализ неопределенности, значимости и чувствительности результатов вероятностного анализа безопасности АЭС //Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2021. № 1 (21). С.80-93. DOI:10.38028/ESI.2021.21.1.007

Введение. В настоящей работе рассматривается два типа неопределенностей при проведении ВАБ, а именно вероятностная и детерминистическая.

Источниками вероятностных неопределенностей являются: 1) стохастический характер и изменчивость данных, используемых для оценки вероятностных показателей: (например, оценки параметров статистической модели базовых событий); 2) недостаточность знания явлений и процессов в ходе развития последовательности аварии.

Источниками детерминистических неопределенностей являются: а) неопределенности при идентификации и классификации событий (например, в ВАБ 1-го уровня (ВАБ-1) рассматриваются не все возможные события); б) неопределенности в описании сценариев аварийной последовательности (АП) (например, в ВАБ-1 рассматриваются не все начальные условия или условия продолжения аварии); с) неопределенности в принятии критериев успеха (например, в ВАБ не рассматриваются достижение максимума снижения температуры или максимума снижения окисления).

1. Анализ неопределенности

1.1. Вероятностная неопределенность. Неопределенность модели. Вероятностная неопределенность определяется неопределенностью как показателей надежности базисных событий вероятностной модели, так и логических составляющих модели.

Анализ неопределенности как показателей надежности базовых событий, так и логических составляющих модели может проводиться при помощи двух методов: 1) метода аналитико-статистического моделирования; 2) критериев Фишера и «Хи-квадрат» (χ^2).

Метод аналитико-статистического моделирования. Метод аналитико-статистического моделирования подробно описан в [1].

Аналитико-статистическое моделирование – метод апробации n входных данных X_1, X_2, \dots, X_n , приводящей к функции $Y=y(X_1, X_2, \dots, X_n)$. Эта выборка приводит к значениям, расположенным в интервале времени $[t, T]$.

В этом методе переменная X_j беспорядочно выбрана из распределения $F(x)$ при условии, что $(X_j < X_k, j \neq k)$. Значение X переменной X_j беспорядочно выбрано следующим условием (рис. 1):

$$F(x) = \frac{P\{X_j < x | X_j < t, X_j < T, X_j < X_k, j \neq k\}}{P\{X_j < t, X_j < T, X_j < X_k, j \neq k\}}$$

$$x = F^{-1}(r)$$

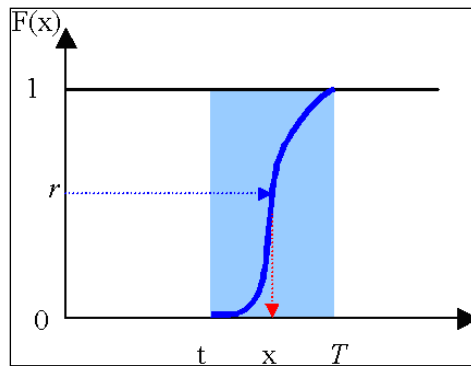


Рис. 1. Графическое представление метода аналитико-статистического моделирования

Критерий «Хи-квадрат» (χ^2). Критерий «Хи-квадрат» (χ^2) – непараметрический критерий для статистической проверки гипотезы о статистической связи между двумя переменными по таблице сопряженности. В основе критерия χ^2 лежит наиболее общее определение статистической связи, согласно которому две переменные связаны между собой, если при изменении одной переменной меняется распределение другой.

Существует большое количество параметрических и непараметрических критериев проверки соответствия предполагаемого закона распределения наблюдениям. Здесь мы рассмотрим один простой метод проверки гипотезы о виде распределения, основанный на хорошо известном критерии χ^2 (хи-квадрат).

Предположим, что выходом модели является случайная величина Y . Пусть имеется выборка объема n , $\{Y_1, \dots, Y_n\}$, независимых реализаций случайной величины Y . Суть анализа неопределенности модели в данном случае состоит в проверке адекватности выбранных в модели законов распределения, т.е. их соответствия наблюдаемым величинам $\{Y_j\}$.

Разобьем множество значений случайной величины Y на конечное число (m) интервалов $[y_0, y_1], [y_1, y_2], \dots, [y_{m-1}, y_m]$. Последний интервал может быть бесконечным, если случайная величина может принимать сколь угодно большие значения. В этом случае полагаем $y_m = \infty$.

Обозначим через n_i количество наблюдаемых величин $\{Y_j\}$, попавших в i -й интервал $[y_{i-1}, y_i]$. Тогда частота $h_i = n_i/n$ попадания в i -й интервал является несмещенной оценкой для вероятностей

$$p_i = P(y_{i-1} < Y < y_i) = \int_{y_{i-1}}^{y_i} f(y) dy$$

где $f(y)$ – плотность распределения случайной величины Y .

Если наша модель адекватна, то следует ожидать, что оценки частот h_i будут близки к ожидаемым (истинным) их значениям p_i . Для проверки этой гипотезы построим статистику

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^m \frac{(n_i - np_i)^2}{np_i} = n \sum_{i=1}^m \frac{(h_i - p_i)^2}{p_i}$$

Известно, что при достаточно больших значениях n эта статистика приближенно распределена как χ^2 с $(m-1)$ степенями свободы. Зададимся уровнем значимости α (0.1, 0.05, и т.д.) и по таблицам χ^2 -распределения найдем соответствующий этому значению квантиль $\chi_{1-\alpha}^2(m-1)$. Если верно следующее неравенство

$$\chi^2 < \chi_{1-\alpha}^2(m-1)$$

то говорится, что наблюдения согласуются с предполагаемым распределением f и, следовательно, построенная модель принимается адекватной. В противном случае эта гипотеза отвергается – считается, что произошло редкое, «невероятное» событие.

Необходимо сделать два важных замечания:

1. Разбиение интервала должно быть достаточно частым для того, чтобы наиболее полно учесть особенности распределения случайной величины Y и наиболее важные и значимые области ее значений.
2. Критерий χ^2 эффективен, когда для всех ожидаемых частот p_i выполнены неравенства $np_i > 10$. В противном случае статистика χ^2 плохо аппроксимируется χ^2 -распределением.

Несоблюдение этих условий является наиболее распространенными ошибками при использовании критерия χ^2 .

Критерий Фишера. Подробно критерий Фишера рассмотрен в [2].

Критерий Фишера – специальное событие теории статистической сходимости. Предположим, что критерий проверяет соответствие модели. Для определения точности оценки параметра a_{ei} введем коэффициент S_{rep}^2 . Для определения отклонения эмпирических параметров от используемой теоретической модели введем коэффициент S_{ad}^2 . Статистический **критерий Фишера** может быть написан в следующей форме:

$$\bar{F} = \frac{S_{ad}^2}{S_{rep}^2}.$$

Расчетное значение статистического **критерия Фишера** должно быть сравнимо со значением $F(q, \alpha)$ где q – степень свободы, α - уровень значимости, с которым принята гипотеза соответствия модели.

Если $F < F(q, \alpha)$, то гипотеза о соответствии принята, если нет – гипотеза отклонена.

1.2. Детерминистическая неопределенность. Может быть 2-х типов:

- 1) неопределенность детерминистической модели,
- 2) неопределенность параметров детерминистической модели.

1.2.1. Неопределенность детерминистической модели. Метод стохастической аппроксимации детерминистической модели. Стохастическая аппроксимация (от греч. *stochastikos* - умеющий угадывать, проницательный и лат. *approximo* - приближаюсь) – метод решения широкого класса задач статистического оценивания, при котором каждое следующее значение оценки получается в виде основанной лишь на новом наблюдении поправки к уже построенной оценке. Основными чертами, обусловившими популярность стохастической аппроксимации в теоретических и прикладных работах, явились её непараметричность (применимость при весьма скудной информации об объекте наблюдения) и рекуррентность (простота пересчета оценки при поступлении нового результата наблюдений).

Коэффициент стохастической аппроксимации (*SAR*) [1, 2], как мера неопределенности модели Y , определяется следующим образом. Предположим, что X_1, X_2, \dots, X_n являются случайными параметрами, а переменная Z является детерминистически связанной с рассматриваемыми параметрами $Z(X_1, X_2, \dots, X_n)$. Параметры X_1, X_2, \dots, X_n рассматривают, т.к. входные данные для модели Y и соответствующей модели $Y(X_1, X_2, \dots, X_n)$ рассматриваются как ожидаемое приближение переменной Z . Коэффициент стохастической аппроксимации, как мера неопределенности модели Y может быть записан как:

$$SAR = \left(1 - \frac{\sqrt{a_{Y-Z}}}{\sqrt{a_Y} + \sqrt{a_Z}} \right)^2,$$

где a_{Y-Z} , a_Y и a_Z – моменты второго порядка:

$$a_{Y-Z} = \int [Y(x) - Z(x)]^2 f(x) dx,$$

$$a_Y = \int [Y(x)]^2 f(x) dx,$$

$$a_Z = \int [Z(x)]^2 f(x) dx,$$

и $f(x)$ – функция плотности.

Значение коэффициента стохастической аппроксимации определено, как $[0, 1]$. Если значение *SAR* близко к 1, то это означает, что переменная Z и соответствующая модель Y очень близки ($Z(X_1, X_2, \dots, X_n) \cong Y(X_1, X_2, \dots, X_n)$) и неопределенность модели очень низка. Если $SAR \ll 1$, то это означает, что переменная Z и соответствующая модель Y не близки, и неопределенность очень высока.

1.2.2. Неопределенность параметров детерминистической модели. Анализ неопределенности параметров детерминистической модели проводится при помощи следующих методов [3, 4].

Аналитические методы

Анализ чувствительности амплитуды Фурье. Анализ чувствительности амплитуды Фурье (Fourier Amplitude Sensitivity Test - FAST) может быть двух типов – классический и расширенный. Подробнее этот метод представлен в [5-7].

В [8] представлены два подхода к распространению неопределенностей – критический и статистический.

В [9, 10] приведен закон распространения ошибки (суммарная стандартная неопределенность результата измерения y , определяемая как $u_c(y)$ и рассмотренная для оценки среднеквадратичного отклонения результата).

Анализ регрессии. Анализ регрессии может быть использован в качестве метода вероятностного анализа чувствительности и неопределенности. Анализ регрессии имеет три основных цели: 1) описание взаимодействия между параметрами; 2) контроль разброса предсказаний для заданного отклонения значения отклика; 3) Предсказание отклика на вариацию входных параметров.

Анализ регрессии наилучшим образом работает, если все входные параметры статистически независимы. Более того, отклонения от метода наименьших квадратов должны быть нормально распределены и статистически независимы. Если эти условия нарушены, результат анализа может не иметь строгой количественной интерпретации, но он может дать абстрактное качественное представление о возможной зависимости величин.

Результат анализа регрессии может критически зависеть от выбора функциональной зависимости в модели регрессии. То есть, любые полученные результаты обуславливаются использованной моделью.

Анализ регрессии может предоставить результаты, которые статистически незначимы или противоречат интуиции. Результат регрессии может быть чувствителен к диапазону значений данных, использованных при моделировании, и не всегда точно отражать реальную зависимость.

Аналитический подход. Для относительно простых уравнений численный анализ неопределенностей может быть выполнен при помощи аналитических методов для распространения статистической ошибки. Аналитический подход наиболее часто используется для анализа неопределенности простых уравнений [11-13].

Формула, используемая для оценки среднего значения и отклонения логарифмов для каждого неопределенного параметра, зависит от конкретного типа распределения вероятности неопределенных параметров. Уравнения, оценивающие среднее значение и отклонение логарифмов для логнормального, логравномерного и логтреугольного распределений, приведены в [14].

Анализ неопределенности систем (SUAM) и согласованных подсистем (CSSUAM). Методы анализа неопределенностей системы (system uncertainty analysis method – SUAM) и согласованных подсистем (concurrent subsystem uncertainty analysis method – CSSUAM) описаны в [15].

Подход SUAM использует разложение Тейлора в качестве общего анализа чувствительности (по производным первого порядка), чтобы оценить среднее значение и стандартное отклонение отклика модели и неопределенности модели в многопрофильной системе.

Чтобы устранить зависимость анализа системы от компьютерных вычислений и сделать возможным использование параллельных вычислений, предлагается метод анализа неопределенностей согласованных подсистем (CSSUAM) для распространения неопределенностей. Метод облегчает организацию параллельных вычислений оценки отклонений на выходе системы, которые обуславливаются различными подсистемами. Метод распространения неопределенности разработан таким образом, чтобы среднее значение и отклонение для каждой подсистемы можно было посчитать одновременно, используя параллельные вычисления.

Система и метод вычисления неопределенности (UCSM). В [9] описан алгоритм распространения значений неопределенности между компонентами системы измерений.

В математических терминах измерение может быть выражено в качестве функции входных данных системы:

$$x_{sys} = f_{sys}(x_1, \dots, x_i),$$

где каждый из параметров x_1, \dots, x_i может вносить значительный вклад в изменение результата x_{sys} .

1.2.3. Численные методы

GRS-метод оценки неопределенностей и чувствительности. GRS-метод оценки неопределенностей и чувствительности был разработан для оценки неопределенностей. Информация всех неточных параметрах задается диапазоном значений и вероятностным распределением (рис. 2). Для получения информации о результатах расчетов нужно многократно повторить процесс вычисления. Для каждой серии расчетов все значения параметров меняются одновременно. Параметрами неопределенности являются неопределенные входные данные, модели, начальные и граничные условия, а также такие численные значения, как критерий сходимости или максимальный временной интервал и т.д.

Подробно GRS-метод представлен в [16, 17].

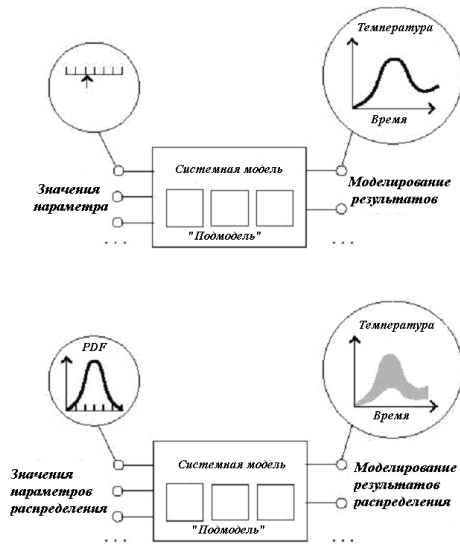


Рис. 2. Представление диапазонов значений входных параметров вместо дискретных значений в GRS-методе оценки неопределенностей и чувствительности.

Метод построения поверхности отклика. Метод построения поверхности отклика (RSM) используется для того, чтобы представить зависимость величины отклика (выходных данных) от одного или более входных параметров модели.

Метод RSM может выделять кривые на поверхности отклика, объясняя эффекты высших порядков. Метод RSM довольно сложен и поэтому применяется на последних стадиях исследования, когда все малозначимые параметры уже отброшены.

В [18] показано использование метода RSM для анализа неопределенностей и чувствительности компьютерной модели.

Анализ второго момента первого порядка. Анализ второго момента первого порядка (first-order second moment method – FOSM) непосредственно выявляет место наиболее вероятного отказа системы. По определению, метод FOSM не дает информации о распределении предельных значений переменной G , и вероятность отказа p_f выводится приблизительно посредством сложных преобразований и линеаризаций. Метод Монте-Карло непосредственно предоставляет распределение вероятности пределов надежности, то есть функцию p_f . Точность метода определяется количеством прогонов моделирующей программы.

Модель Байеса. Байесовский подход всесторонне рассматривает модель (параметры, структуру, или все сразу) для снижения ее неопределенности. Кроме того, неопределенность параметров и структуры модели рассматривается как вероятность.

Подробно модель Байеса описана в [19-23].

Метод простого моделирования (метод Монте-Карло). Данный метод заключается в непосредственном моделировании случайной выборки $x = \{x_1, x_2, \dots\}$ по ее функции распределения $F(x)$. Каждое x_i вычисляется как

$$x_i = F^{-1}(u_i)$$

где u_i – независимые, равномерно распределенные на интервале $[0,1]$ случайные величины, $F^{-1}()$ – обратная функция.

Преимуществами данного метода являются простота, наличие хорошо известных методов оценивания и статистического анализа, устойчивость и аддитивность. Устойчивость означает сходимость оценок параметров к истинным значениям с увеличением объема выборки. В силу наличия аддитивности случайные выборки, полученные методом простого моделирования для одной и той же модели с одинаковыми параметрами функций распределения, можно объединить, получив, таким образом, большую выборку и, тем самым, повысив точность оценок. Основным недостатком метода простого моделирования является то, что он

требует для сложных моделей, таких как модели ВАБ, значительных временных затрат, которые, в свою очередь, могут налагать чрезмерные требования на время вычисления.

Метод латинского гиперкуба. Одним из методов, более эффективно модулирующим большие многомерные выборки, является метод латинского гиперкуба. В методе латинского гиперкуба интервалы изменения параметров разбиваются на более мелкие равновероятные подынтервалы [24]. Например, при разбиении на K подынтервалов $[a_0^i, a_1^i]$, $[a_1^i, a_2^i]$, ... для i -го параметра X_i

$$P\{a_{j-1}^i < X_i < a_j^i\} = \frac{1}{K}, \quad j = 1, \dots, K$$

Метод латинского гиперкуба делит область значений параметра на отдельные равновероятные интервалы (см. рис. 3).

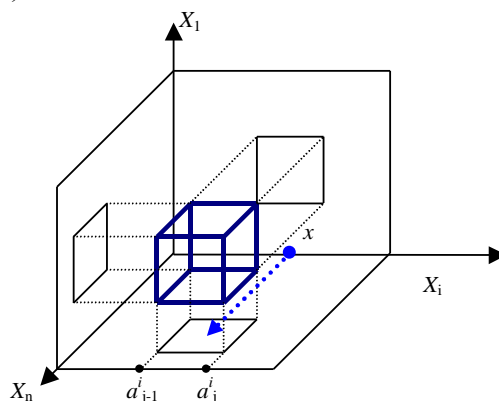


Рис. 3. Графическое представление разбиения в методе латинского гиперкуба

С помощью метода латинского гиперкуба можно получать несмещенные оценки параметров. Напомним, что несмещенность оценки означает, что ее математическое ожидание равно истинному значению оцениваемого параметра. Этот метод по сравнению с методом простого моделирования позволяет уменьшить объем выборки, не снижая точности оценок. Например, более высокая эффективность метода латинского гиперкуба в сравнении с методом простого моделирования имеет место, когда выходные данные являются монотонной функцией от входных параметров. Так, в моделях ВАБ частота разрушения активной зоны является монотонной функцией от различных входных параметров.

Однако если рассматривать произвольную модель, которая может быть не монотонной, теоретическое обоснование того, что метод латинского гиперкуба более эффективен, чем метод простого моделирования, отсутствует. Метод латинского гиперкуба не обладает, в отличие от метода простого моделирования, свойством аддитивности. В целом, метод латинского гиперкуба уменьшает «стоимость» анализа неопределенности при ВАБ, но его преимущество перед методом простой случайной выборки в области некогерентных моделей редких событий все еще остается недоказанным.

Метод нечетких множеств. Метод нечетких множеств и теория вероятности предоставляют технически надежный и мощный аппарат для работы с погрешностями и неопределенностями и с гибкими запросами. Безусловно, методы нечетких множеств эффективны для простого моделирования выбора допустимых значений.

Нечеткость и неопределенность в объектно-ориентированном представлении описаны в [25], где приведено объектно-центрированное представление. Здесь оба диапазона рассматриваемых параметров и диапазоны типичных значений могут быть установлены для свойств, характеризующих класс. Области значений также могут быть нечеткими. Тогда между классами могут быть определены различные типы дополнительных отношений. Другой подход представлен в [26].

Метод типового выравнивания размера. Функция распределения параметров вычисляется дважды для выборок одинакового размера. На основе результатов двух выборок вычисляется *t*-критерий Стьюдента [27].

Метод простой случайной выборки (SRS). Метод простой случайной выборки – это простейший из методов выборки. В этом методе каждое значение множества $x = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ выбирается случайным образом из распределения $F(x)$ [28].

В табл. 1 представлены применимость, достоинства и недостатки всех перечисленные выше методов анализа неопределенности

Таблица 1. Сводная таблица применимости, достоинств и недостатков методов анализа неопределенности

Название метода	Применимость	Достоинства	Недостатки
Анализ неопределенности вероятностной модели			
Критерий «Хи-квадрат» (χ^2)	Анализ неопределенности вероятностной модели	Проверка адекватности выбранных в модели законов распределения	Критерий эффективен, когда для всех ожидаемых частот p_i выполнены неравенства $np_i > 10$. В противном случае статистика χ^2 плохо аппроксимируется χ^2 -распределением
Критерий Фишера	Анализ неопределенности вероятностной модели	Способность оценивать соответствие при ограниченных статистических данных	Критерий эффективен для простого моделирования и сложен для сложных моделей
Анализ неопределенности параметров вероятностной модели			
Метод аналитико-статистического моделирования	Анализ неопределенности параметров вероятностной модели	Отсутствие ограничений и допущений, накладываемых на модели систем аналитическими методами, такими как деревья отказов, марковские и полумарковские процессы. Определение доверительных интервалов оценок. Учет детерминистических физических процессов. Слабая зависимость времени вычислений от параметров «редких событий». Возможность оценки значимости, чувствительности и неопределенности параметров стохастических и детерминистических процессов	Требуется специальное программное обеспечение
Анализ неопределенности детерминистической модели			
Метод стохастической аппроксимации детерминистической модели	Анализ неопределенности детерминистической модели	Непараметричность (применимость при весьма скудной информации об объекте наблюдения) и рекуррентность (простота пересчета оценки при поступлении нового результата наблюдений) метода	Требуется специальное программное обеспечение
Анализ неопределенности параметров детерминистической модели			
<i>Аналитические методы</i>			
Анализ чувствительности амплитуды Фурье	Анализ неопределенности входных параметров/анализ чувствительности модели	Используется для оценки ожидаемой величины и отклонения результата и влияния отдельных параметров на изменение результата. Не требует предположений	Метод хорошо работает на некоррелированных данных. Могут возникнуть проблемы при использовании дискретных

Название метода	Применимость	Достоинства	Недостатки
		о структуре модели и одинаково хорошо работает для монотонных и немонотонных моделей. Может оценить эффект от изменения только одного параметра или всех параметров одновременно	данных. Громоздкость компьютерных вычислений для большого числа входных параметров
Критический подход к оценке распространения неопределенности	Анализ неопределенности входных параметров/анализ чувствительности модели	Установление пределов значений выходных данных модели системы	Чувствительность к количеству расчетов
Статистический подход к оценке распространения неопределенности	Анализ неопределенности входных параметров/анализ чувствительности модели	Полная вероятностная информация на выходе модели системы	Для рассмотрения неопределенности в последовательности модели используется метод Монте-Карло. Чувствителен к количеству расчетов
Закон распространения ошибки	Анализ неопределенности входных параметров	Уравнение, описывающее среднеквадратичное отклонение результата, удобно для описания закона распространения неопределенности	Необходимо большое количество расчетных данных для выполнения данного закона
Анализ регрессии	Анализ неопределенности входных параметров / анализ чувствительности модели	Метод может быть использован для автоматического «отбрасывания» статистически незначительных параметров	Модель должна быть представлена в виде аналитического выражения. Время расчета зависит от способа моделирования
Аналитический подход	Анализ неопределенности простых уравнений	Наиболее часто используется для анализа неопределенности простых уравнений	Формула, используемая для оценки среднего значения и отклонения логарифмов для каждого неопределенного параметра, зависит от конкретного типа распределения вероятности неопределенных параметров. Необходимо подтверждение корректности выбранного закона распределения
Анализ неопределенности систем (SUAM) и согласованных подсистем (CSSUAM)	Анализ неопределенности входных параметров	Метод разработан так, чтобы среднее значение и отклонение для каждой подсистемы можно было посчитать одновременно, используя параллельные вычисления	Метод обеспечивает информацию только в небольшой окрестности точки. Обычно требуется сложная процедура численного моделирования
Система и метод вычисления неопределенности (UCSM)	Анализ неопределенности входных параметров	Возможен расчет произведения коэффициента чувствительности и значения неопределенности параметров	Необходимо большое количество расчетных данных для работы метода
Численные методы			
GRS-метод оценки неопределенностей и чувствительности	Анализ неопределенности входных параметров	Объем вычислений зависит не от числа параметров, а от необходимого уровня доверия к пределам статистического отклонения	Чувствительность к количеству расчетов
Метод построения поверхности отклика	Анализ неопределенности входных параметров/анализ чувствительности модели	Метод используется для представления зависимости величины отклика (выходных данных) от одного или более входных параметров модели. Метод может выделять кривые на поверхности	Необходимо большое количество расчетных данных для построения поверхности отклика.

Название метода	Применимость	Достоинства	Недостатки
		отклика, объясняя эффекты высших порядков	
Анализ второго момента первого порядка	Анализ неопределенности входных параметров / анализ чувствительности модели	Анализ непосредственно выявляет место наиболее вероятного отказа системы	Чувствительность к количеству расчетов
Модель Байеса	Анализ неопределенности входных параметров	Байесовский подход всесторонне рассматривает модель (параметры, структуру, или все сразу) для снижения ее неопределенности. Кроме того, неопределенность параметров и структуры модели рассматривается как вероятность. Байесовский подход базируется на различном представлении рассматриваемых данных, в которых вероятность используется для представления неопределенности отношений между рассматриваемыми данными	Метод позволяет выбор между моделями, используя «доказательство» модели. Это - одна из самых больших проблем Байесовского метода. Рассматривая распределения (и, возможно, гиперпараметры), не просто найти наилучшее значение. Точные аналитические методы для сложных моделей не рассматриваются
Метод Монте-Карло	Анализ неопределенности входных параметров	Простота, наличие хорошо известных методов оценивания и статистического анализа, устойчивость и аддитивность	Требует для сложных моделей значительных временных затрат, которые, в свою очередь, могут налагать чрезмерные требования на время вычисления
Метод латинского гиперкуба	Анализ неопределенности входных параметров	Более эффективно модулирует большие многомерные выборки. Позволяет уменьшить объем выборки, не снижая точности оценок.	Не обладает свойством аддитивности
Метод нечетких множеств	Анализ неопределенности входных параметров	Технически надежный и мощный аппарат для работы с погрешностями и неопределенностями	Метод эффективен для простого моделирования выбора допустимых значений и сложен для сложных моделей
Метод типового выравнивания размера	Анализ неопределенности входных параметров	Вычислением t-критерия Стьюдента выявляется необходимый размер выборки	Чувствительность к количеству расчетов
Метод простой случайной выборки (SRS)	Анализ неопределенности входных параметров	Простота реализации, доступность для всех существующих методов оценки и статистического анализа, надежность и плотность покрытия всего интервала	Чувствительность к количеству расчетов

Из табл. 1 видно, что все из всех рассмотренных методов только метод аналитико-статистической аппроксимации и метод стохастической аппроксимации детерминистической модели требуют наличия специального программного кода. Все остальные методы имеют более серьезные недостатки, что ставит под сомнение эффективность их использования.

2. Анализ значимости. Анализ значимости – это анализ результатов количественной оценки с точки зрения мер значимости вкладов различных групп базовых событий, исходных событий, аварийных последовательностей и других объектов анализа в суммарную частоту повреждения активной зоны [29].

Существуют два класса анализа значимости: 1) количественный анализ значимости; 2) качественный анализ значимости.

Количественный анализ значимости – вероятностный показатель безопасности, который получается из логической структуры моделей ВАБ. Количественная оценка ВАБ обеспечивает критерии, необходимые для анализа значимости составляющих вкладов в риск.

Качественный анализ значимости – анализ на основе мер значимости составляющих оцененного вероятностного показателя безопасности, полученного в результате проведения количественной оценки ВАБ-1.

В качестве мер значимости могут быть использованы следующие вероятностные показатели: показатель значимости Fussell-Vesely; инспекционный показатель значимости; линейный показатель значимости; нормированный показатель значимости; показатель увеличения риска; показатель снижения риска.

Методы расчета анализа значимости приведены в [29].

3. Анализ чувствительности. Анализ чувствительности исследует влияние на конечные результаты ВАБ допущений, сделанных в моделях и данных по поводу потенциально важных, но точно неизвестных факторов.

Существует два основных типа чувствительности: чувствительность к модели; чувствительность к данным.

При анализе чувствительности изменение данных или модели может приводить как к снижению вероятности реализации сечений, так и к ее повышению.

Методы расчета анализа чувствительности представлены в [29].

Заключение. Целью данного исследования является единый подход к выполнению анализа неопределенности, значимости и чувствительности. Проведено исследование методов анализа неопределенности, значимости и чувствительности. Рассмотрены классы и типы указанных анализов и описаны их методики. Разработана таблица применимости, достоинств и недостатков методов анализа неопределенности. Сделаны выводы о возможности применения методов анализа неопределенности.

В дальнейшем необходимо доработать метод аналитико-статистической аппроксимации и метод стохастической аппроксимации детерминистической модели в части создания программного кода. Необходимо также разработать метод анализа неопределенности входных параметров, учитывая, по возможности, недостатки рассмотренных методов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Uncertainty Analysis: Report for US Nuclear Regulatory Commission. / R.T. Islamov. - Moscow: Russian Academy of Science Nuclear Safety Institute, 1998. 80 p.
2. Development of Standard Probabilistic Risk Assessment Procedure Guides: Quantification Uncertainty and Sensitivity Analysis: Report for US Department of Energy. / R.T. Islamov - Moscow: Russian Academy of Science Nuclear Safety Institute, 1998. 107 p.
3. NUREG/CR-2300 PRA Procedures Guide: a Guide To The Performance Of Probabilistic Risk Assessment For Nuclear Power Plants. - NRC, 1983. 670 p.
4. Dr. Papushkin V., Dr. Islamov R., Volkov A.A. NSI-Predraft-Report-1999 // Development of Standard Probabilistic Risk Assessment (PRA) Procedure Guide. System modelling. 1999. Russian Academy of Science. Nuclear Safety Institute.
5. Sastry S.Isukapalli Uncertainty Analysis of Transport-Transformation Models. A dissertation submitted to the Graduate School - New Brunswick Rutgers. The State University of New Jersey. New Brunswick. New Jersey January. 1999. 218 p.
6. M.Koda, G.J.McRae and J.H.Seinfeld. Automatic sensitivity analysis of kinetic mechanisms. International Journal of Chemical Kinetics. 11:427-444. 1979. Pp. 427-444
7. G.J.McRae, J.W.Tilden and J.H.Seinfeld. Global sensitivity analysis - a computational implementation of the fourier amplitude sensitivity test (FAST). Computers and Chemical Engineering. 6(1):15-25. 1982.

8. Xiaoping Du and Wei Chen Raman Garimella Propagation and Management of Uncertainties in Simulation-Based Collaborative Systems Design. University of Illinois at Chicago, Chicago. IL 60607-7022. 1999.
9. B.D.Hall Calculating uncertainty automatically in instrumentation systems. Measurement Standards Laboratory of New Zealand Lower Hutt. New Zealand 2002.
10. Barry N. Taylor and Chris E. Kuyatt. Guidelines for Evaluating and Expressing the Uncertainty of NIST Measurement Results. Physics Laboratory National Institute of Standards and Technology Gaithersburg, MD 20899-0001. 1994.
11. International Atomic Energy Agency (IAEA). Evaluating the Reliability of Predictions Made Using Environmental Transfer Models. IAEA Safety Series 100. Austria. 1989. 106 p.
12. Martz, H.F. and Waller R.A. Bayesian Reliability Analysis. John Wiley & Sons. New York. 1982. Pp. 143-154
13. Morgan M.G. and Henrion M. Uncertainty A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis. Cambridge University Press. New York. 1990.
14. J.S.Hammonds, F.O.Hoffman, S.M.Bartell An Introductory Guide to Uncertainty Analysis in Environmental and Health Risk Assessment. Oak Ridge National Laboratory. 1994. 51 p.
15. Xiaoping Du and Wei Chen An efficient approach to probabilistic uncertainty analysis in simulation-based multidisciplinary design. Department of Mechanical Engineering. University of Illinois at Chicago. 11 p.
16. S.S.Wilks, «Determination of sample sizes for setting tolerance limits,» Annals of Mathematical Statistics. Vol. 12. № 1. Pp. 91-96. 1941.
17. S.S.Wilks Statistical prediction with special reference to the problem of tolerance limits. Annals of Mathematical Statistics. Vol. 13. № 4. Pp. 400-409. 1942.
18. Ronald L. Iman and Jon C. Helman. An Investigation of Uncertainty and Sensitivity Analysis Techniques for Computer Models. 1986.
19. MacKay D.J.C. Bayesian interpolation. Neural Computation. 1992a. 4. 415-447.
20. MacKay D.J.C. A practical Bayesian framework for backpropagation networks» Neural Computation. 1992b. 4. Pp. 448-472.
21. MacKay D.J.C. Bayesian methods for neural networks: theory and applications. 1995.
22. Neal R.M. Bayesian learning via stochastic dynamics in C.L.Giles, S.J.Hanson, and J.D.Cowan (editors). Advances in Neural Information Processing Systems 5. San Mateo. California: Morgan Kaufmann. 1993a. Pp. 475-482.
23. Neal R.M. Bayesian Learning for Neural Networks. New York: Springer-Verlag. ISBN 0-387-94724-8. 1996.
24. D.McKay, W.J.Conover, R.J.Beckman A Comparison of Three Methods for selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. Technometrics 21. 1979. Pp. 39-45.
25. Dubois D., Prade H., Rossazza J.P. Vagueness, typicality and uncertainty in class hierarchies. Int. J. of Intelligent Systems. 1991. 6. Pp. 167-183.
26. Dubois D., Prade H. (with the collaboration of Farreny H., Martin-Clouaire R., Testemale C.) Possibility Theory: an Approach to Computerized Processing of Uncertainty. Plenum Press. New York. 1988a.
27. Student. The probable error of a mean // Biometrika. 1908. № 6 (1). Pp. 1-25.
28. Yates Daniel S. David S. Moore, Daren S. Starnes The Practice of Statistics, 3rd Ed. Freeman. 2008. ISBN 978-0-7167-7309-2.
29. Р.Ш.Кальметьев, А.С.Филиппов, Д.В.Михайлович. Анализ значимости и чувствительности результатов вероятностного анализа безопасности АЭС. М.: ТРУДЫ МФТИ. 2012. Том 4. № 3. С. 205-210.

UDK 62.001.25

ANALYSIS OF UNCERTAINTY, SIGNIFICANCE AND SENSITIVITY OF THE RESULTS OF PROBABILITY ANALYSIS OF NPP SAFETY

Maria A. Berberova,

Ph.D, Researcher ANO «INSC», Associate Professor,

e-mail: maria.berberova@gmail.com,

Moscow, Malaya Krasnoselskaya st., 2/8, bldg. 7

Viktor I. Baluta

Ph.D, Senior Researcher, Keldysh Institute of Applied Mathematics RAS,

e-mail: Vbaluta@yandex.ru,

Moscow, Miuskaya Sq., 4

Annotation. Nuclear power plants (NPPs), due to the accumulation during operation of significant amounts of radioactive products and the existence of a fundamental possibility of their exit in case of accidents beyond the envisaged boundaries, represent a source of potential danger or a source of risk of radiation exposure to personnel, population and the environment. The degree of radiation risk directly depends on the level of NPP safety, which is one of the main properties of NPPs, which determine the possibility of their use as sources of thermal and electrical energy. Probabilistic safety analysis (PSA) of a nuclear power plant is a complex, comprehensive systematic safety analysis, in the process of which probabilistic models are developed to determine the end states with damage to radioactivity sources and the end states of a nuclear power plant in excess of the established limits for releases of radioactive products and radiation impact on the population and the environment. The values of probabilistic safety indicators are determined. The PSA results are used for qualitative and quantitative assessments of the achieved safety level, as well as for the development and adoption of decisions in the design and operation of NPPs.

Key words: uncertainty, significance, sensitivity, PSA, NPP.

REFERENCES

1. Uncertainty Analysis: Report for US Nuclear Regulatory Commission. / R.T. Islamov. - Moscow: Russian Academy of Science Nuclear Safety Institute. 1998. 80 p.
2. Development of Standard Probabilistic Risk Assessment Procedure Guides: Quantification Uncertainty and Sensitivity Analysis: Report for US Department of Energy. / R.T. Islamov - Moscow: Russian Academy of Science Nuclear Safety Institute, 1998. 107 p.
3. NUREG/CR-2300 PRA Procedures Guide: a Guide To The Performance Of Probabilistic Risk Assessment For Nuclear Power Plants. - NRC, 1983. 670 p.
4. Dr. Papushkin V., Dr. Islamov R., Volkov A.A. NSI-Predraft-Report-1999 // Development of Standard Probabilistic Risk Assessment (PRA) Procedure Guide. System modelling. 1999. Russian Academy of Science. Nuclear Safety Institute.
5. Sastry S.Isukapalli Uncertainty Analysis of Transport-Transformation Models. A dissertation submitted to the Graduate School - New Brunswick Rutgers. The State University of New Jersey. New Brunswick. New Jersey January. 1999. 218 p.
6. M.Koda, G.J.McRae and J.H.Seinfeld. Automatic sensitivity analysis of kinetic mechanisms. International Journal of Chemical Kinetics. 11:427-444. 1979. Pp. 427-444
7. G.J.McRae, J.W.Tilden and J.H.Seinfeld. Global sensitivity analysis - a computational implementation of the fourier amplitude sensitivity test (FAST). Computers and Chemical Engineering. 6(1):15-25. 1982.
8. Xiaoping Du and Wei Chen Raman Garimella Propagation and Management of Uncertainties in Simulation-Based Collaborative Systems Design. University of Illinois at Chicago, Chicago, IL 60607-7022. 1999.
9. B.D.Hall Calculating uncertainty automatically in instrumentation systems. Measurement Standards Laboratory of New Zealand Lower Hutt. New Zealand 2002.

10. Barry N. Taylor and Chris E. Kuyatt. Guidelines for Evaluating and Expressing the Uncertainty of NIST Measurement Results. Physics Laboratory National Institute of Standards and Technology Gaithersburg, MD 20899-0001. 1994.
11. International Atomic Energy Agency (IAEA). Evaluating the Reliability of Predictions Made Using Environmental Transfer Models. IAEA Safety Series 100. Austria. 1989. 106 p.
12. Martz, H.F. and Waller R.A. Bayesian Reliability Analysis. John Wiley & Sons. New York. 1982. Pp. 143-154
13. Morgan M.G. and Henrion M. Uncertainty A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis. Cambridge University Press. New York. 1990.
14. J.S.Hammonds, F.O.Hoffman, S.M.Bartell An Introductory Guide to Uncertainty Analysis in Environmental and Health Risk Assessment. Oak Ridge National Laboratory. 1994. 51 p.
15. Xiaoping Du and Wei Chen An efficient approach to probabilistic uncertainty analysis in simulation-based multidisciplinary design. Department of Mechanical Engineering. University of Illinois at Chicago. 11 p.
16. S.S.Wilks, «Determination of sample sizes for setting tolerance limits,» Annals of Mathematical Statistics. Vol. 12. № 1. Pp. 91-96. 1941.
17. S.S.Wilks Statistical prediction with special reference to the problem of tolerance limits. Annals of Mathematical Statistics. Vol. 13. № 4. Pp. 400-409. 1942.
18. Ronald L. Iman and Jon C. Helman. An Investigation of Uncertainty and Sensitivity Analysis Techniques for Computer Models. 1986.
19. MacKay D.J.C. Bayesian interpolation. Neural Computation. 1992a. 4. 415-447.
20. MacKay D.J.C. A practical Bayesian framework for backpropagation networks» Neural Computation. 1992b. 4. Pp. 448-472.
21. MacKay D.J.C. Bayesian methods for neural networks: theory and applications. 1995.
22. Neal R.M. Bayesian learning via stochastic dynamics in C.L.Giles, S.J.Hanson, and J.D.Cowan (editors). Advances in Neural Information Processing Systems 5. San Mateo. California: Morgan Kaufmann. 1993a. Pp. 475-482.
23. Neal R.M. Bayesian Learning for Neural Networks. New York: Springer-Verlag. ISBN 0-387-94724-8. 1996.
24. D.McKay, W.J.Conover, R.J.Beckman A Comparison of Three Methods for selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. Technometrics 21. 1979. Pp. 39-45.
25. Dubois D., Prade H., Rossazza J.P. Vagueness, typicality and uncertainty in class hierarchies. Int. J. of Intelligent Systems. 1991. 6. Pp. 167-183.
26. Dubois D., Prade H. (with the collaboration of Farreny H., Martin-Clouaire R., Testemale C.) Possibility Theory: an Approach to Computerized Processing of Uncertainty. Plenum Press. New York. 1988a.
27. Student. The probable error of a mean // Biometrika. 1908. № 6 (1). Pp. 1-25.
28. Yates Daniel S. David S. Moore, Daren S. Starnes The Practice of Statistics, 3rd Ed. Freeman. 2008. ISBN 978-0-7167-7309-2.
29. R.Sh.Kalmetiev, A.S.Filippov, D.V.Mikhailovich Analiz znachimosti i chuvstvitel'nosti rezul'tatov veroyatnostnogo analiza bezopasnosti AES [Analysis of the significance and sensitivity of the results of the probabilistic analysis of NPP safety]. M.:TRUDY MFTI = TRUDY MIPT. 2012. Volume 4. № 3. Pp. 205-210.