DOI: 10.25283/2587-9707-2021-1-73-89 УДК: 621.039.75

О ВЫБОРЕ МЕТОДА ОЦЕНКИ ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ МОДЕЛИ К ЕЕ ПАРАМЕТРАМ ПРИ ОБОСНОВАНИИ БЕЗОПАСНОСТИ ПУНКТОВ ЗАХОРОНЕНИЯ РАО

Е. А. Савельева, В. С. Свительман, П. Д. Блинов, Д. К. Валетов, М. М. Горелов

Институт проблем безопасного развития атомной энергетики РАН, Москва

Статья поступила в редакцию 27 февраля 2021 г.

В настоящей статье предлагается системный подход к выбору метода оценки чувствительности, применяемому при разработке и параметризации расчетно-прогностических моделей. Оценка чувствительности является важной частью анализа неопределенности, предусмотренного к проведению в международных рекомендациях по обоснованию безопасности пунктов захоронения РАО и в федеральных нормах и правилах в области использования атомной энергии. Приведены примеры использования предлагаемого подхода.

Ключевые слова: *радиоактивные отходы, расчетно-прогностическая модель, неопределенность, чувствительность, оценка безопасности.*

Введение

Обоснование безопасности пунктов захоронения радиоактивных отходов предполагает учет большого числа различных сценариев внешних воздействий и внутренней эволюции на долгосрочную перспективу. Для такого рода анализа требуется выполнение прогностических оценок с использованием специально разработанных моделей процессов [1, 2]. Развитие компьютерной техники и методов численного моделирования позволяют создавать все более и более сложные модели, которые, с одной стороны, максимально подробно описывают физические и химические процессы, а с другой — требуют большего количества входной информации (параметров). При этом значения параметров могут не быть известны с абсолютной точностью, а любая модель — это упрощенное описание процесса на основе некоторых предположений, поэтому результат моделирования всегда обладает неопределенностью.

Необходимость анализа неопределенности при моделировании, сопровождающем обоснование безопасности, декларирована в международных рекомендациях, ориентированных на разработки моделей для оценки состояния окружающей среды вблизи объектов использования атомной энергии [3, 4], а также в международных [5—8] и российских документах по оценке безопасности пунктов захоронения РАО [9—12].

Оценка чувствительности модели является важной составляющей анализа неопределенности, она направлена на установление зависимости неопределенности выходного результата от влияния конкретного входного параметра, или, другими словами, обеспечивает понимание относительной важности для модели каждого из ее параметров [13]. Упоминание оценки чувствительности как составной части учета неопределенности имеется в рекомендациях по

обоснованию безопасности пунктов захоронения РАО [11, 12].

Несмотря на понимание важности оценки чувствительности при разработке модели [3, 4, 14], примеры из различных предметных областей демонстрируют определенные проблемы в ее практическом осуществлении, которые отмечаются в приложениях [15]. В основном проблемы связаны с использованием статистически некорректных методик, которые могут исказить неопределенность модели, иногда существенным образом. Так, например, многие разработчики моделей, выполняя оценку неопределенности (робастности) модели, называют ее оценкой чувствительности. Также в среде разработчиков и пользователей расчетно-прогностических программных средств термин «оценка чувствительности» модели к ее параметрам воспринимается как оценка изменения выходного значения при вариации входного параметра в окрестности некоторого значения, то есть — локальная чувствительность. Однако такая оценка имеет существенные недостатки, которые при всей ее кажущейся понятности усложняют интерпретацию результата. Во-первых, оценка зависит от значения, вокруг которого происходит варьирование, или требует предположения о том, что частная производная результата по параметру постоянна по всей области, а во-вторых, она абсолютно некорректна для нелинейных моделей. Такое отношение сложилось исторически, так как исходно анализ чувствительности в большей степени рассматривался как анализ качества модели — наличие большой локальной чувствительности к любому входному параметру обеспечивает необоснованно высокую неопределенность прогноза, что воспринимается как плохое качество модели.

В связи с повышением внимания к неопределенностям при моделировании [16] возрос интерес и к развитию методов анализа чувствительности, которые имеют обоснованную математическую базу и позволяют учитывать вариабельность входных параметров внутри всей области их возможных значений (глобальные методы) [17].

К настоящему времени разработано достаточно большое количество глобальных методов оценки чувствительности моделей к их параметрам, наиболее полные обзоры приведены в [18—22], также проводятся сравнения методов на различной математической основе [23, 24], но на базе этого не всегда просто сделать выводы относительно достоинств и недостатков конкретных методов.

Основная цель данной работы — предложить подход, который позволит выбирать метод для выполнения корректной оценки чувствительности расчетно-прогнозных моделей. Для этого будут рассмотрены основные задачи оценки чувствительности, а также выполнена классификация наиболее распространенных методов ее определения по разным критериям.

Признаки для классификации методов оценки чувствительности

В книге [17] сформулированы две базовые задачи оценки чувствительности (ранжирование и скрининг), к которым сводится большая часть таких конкретных практических вопросов, возникающих у исследователей, как: какие факторы вследствие недостатка знаний оказывают наиболее сильное влияние на неопределенность результата моделирования или есть ли фактор (группы факторов), влиянием которого на неопределенность выхода модели можно пренебречь, или какая группа факторов ответственна, например, за 70 % неопределенности результата моделирования, или можно ли выделить группу факторов, уточнение которых позволит существенно уменьшить вариабельность выхода, например на 90 %.

Ранжирование или приоритизация расставляет входные параметры в соответствии с их вкладом в неопределенность результата моделирования, то есть используется для выявления тех параметров, уточнение которых позволило бы уменьшить неопределенность результата.

Скрининг или фиксация состоит в выявлении тех входных параметров, вклад которых в неопределенность выходного результата пренебрежимо мал. Таким образом, эти параметры могут быть зафиксированы на некотором разумном значении и исключены, например, из процедуры калибровки параметров.

На основе анализа, выполненного в обзорах [13, 19—21], методы оценки чувствительности можно классифицировать по следующим признакам: локальный — глобальный, качественный — количественный, типу розыгрыша (один за раз — все сразу), а также вычислительной сложности. Определения для всех признаков приведены в табл. 1. Как уже отмечалось выше, применимость локальных методов ограничивается оценкой локальной устойчивости модели, они не позволяют получать обобщенных оценок значимости параметров. В [13] также отмечено, что предпочтительными качествами метода являются количественность и розыгрыш типа «все сразу» (AAT).

Таблица 1. Основные характеристики для классификации методов оценки чувствительности

Локальный	Глобальный
Рассматривает выходную вариабельность в зависимости от вида входного параметра вокруг некоторого значения $\bar{x}$, которое, соответственно, следует определить для каждого входного параметра	Рассматривает вид входного параметра внутри всей области вариабельности. Соответственно, требуется задание области определения всех входных параметров. Если эта область плохо известна, полученные выводы должны восприниматься осторожно
Качественный	**Количественный**
Чувствительность представляется посредством визуализации: это либо представление результатов модели при разных значениях параметров, либо специальные графики (диаграмма «торнадо», диаграмма рассеяния, апостериорное распределение входных параметров)	Каждый фактор ассоциируется с количественной оценкой его относительного влияния, обычно посредством набора индексов чувствительности
Один за раз (OAT)	**Все сразу (AAT)**
Вариации выхода вызываются изменением одного параметра, пока все остальные остаются фиксированными	Вариации выхода вызываются изменением всех параметров одновременно, таким образом, чувствительность к каждому параметру обуславливается прямым воздействием этого фактора и совместным влиянием из-за взаимодействия факторов
Вычислительная сложность (C)	
Определяется требуемым числом запусков расчетной модели: $C = k \cdot M$, где k – примерное число запусков модели на один параметр, M – число варьируемых параметров	

Обзор и классификация методов оценки чувствительности

Для большинства методов, разработанных и использующихся для оценки чувствительности модели к ее параметрам, теоретическая база может налагать на свойства модели определенные требования. Если они не выполняются, это может привести к некорректности полученных результатов.

В работе [15], по результатам анализа публикаций из различных предметных областей, демонстрируется, что на практике чаще всего используются локальные методы возмущений. В обзорах [19—21] рассмотрен более широкий спектр методов, которые нашли себе применение в практических приложениях. Основы этих подходов и возможности их применения и будем рассматривать ниже.

Традиционный метод возмущений состоит в варьировании (возмущении) входных параметров модели в окрестности их номинального значения по одному за раз и получении оценки влияния этого варьирования на результат модели. Таким образом, они обеспечивают локальную оценку чувствительности.

Глобальным расширением метода возмущений является метод Морриса, который состоит в вычислении серии возмущений значения выхода при сдвиге нескольких входных значений варьируемого параметра [25]. Для каждого из них рассчитываются два показателя чувствительности: первый позволяет оценивать общее влияние изменения параметра на изменение результата и сравнивать его с влиянием других параметров, а второй отвечает за влияние более высоких порядков, т. е. нелинейное или зависящее от взаимодействия с другими параметрами.

Корреляционные методы оценки чувствительности состоят в построении и ранжировании индексов на основе выполнения корреляционного анализа для пар вход/выход. Эти методы корректны для линейной или нелинейной, но монотонной зависимости выхода модели от параметра. Наиболее известными среди корреляционных индексов являются:

- коэффициент корреляции Пирсона и частный коэффициент корреляции;
- ранговый коэффициент корреляции Спирмена и частный коэффициент ранговой корреляции.

Регрессионный метод также применим только в случае линейной зависимости между входным параметром X_i ($i = 1,\ldots, M$) и выходом модели (y), то есть когда возможна аппроксимация с помощью регрессии: $y = a_i + b_i X_i$. В качестве индексов чувствительности для параметров используются стандартизованные регрессионные коэффициенты, которые оцениваются по формуле:

$$S_i = b_i \frac{\sigma(X_i)}{\sigma(g)}, \qquad (1)$$

где σ — стандартное отклонение.

Вариационные методы оценки чувствительности модели к ее параметрам основываются на такой идее: если неопределенность модели описывается полной вариацией ее выходного результата (V), то индекс чувствительности определяет вклад в нее каждого входного параметра,

то есть они обеспечивают количественную оценку чувствительности модели к параметрам.

Математическая база подхода опирается на дисперсионный анализ (также часто обозначаемый как ANOVA, от англ. ANalysis Of VAriance) [26], который в предположении о независимости параметров позволяет разложить вариацию в ряд:

$$V = \sum_i V_i + \sum_{i<j} V_{ij} + \sum_{i<j<m} V_{ijm} + \cdots + V_{123\ldots M}, \quad (2)$$

где V_i — вклад в вариацию выходного результата i-го параметра отдельно, а V_{ij}, V_{ijm} и т. д., вплоть до $V_{123\ldots M}$, — групп факторов. Определяются эти вклады по формулам [17]:

$$V_i = V_{X_i}\left(E_{X_{\sim i}}\left\{y \middle| X_i\right\}\right),\ V_{ij} = V_{X_iX_j}\left(E_{X_{\sim i}X_{\sim j}}\left\{y \middle| X_i, X_j\right\}\right),$$

$$V_{ijm} = V_{X_iX_jX_m}\left(E_{X_{\sim i}X_{\sim j}X_{\sim m}}\left\{y \middle| X_i, X_j, X_m\right\}\right) \text{ и т. д.}, (3)$$

где E — среднее; V — вариация; нижний индекс означает варьирование этого параметра; нижний индекс с волной означает варьирование всех параметров при зафиксированном значении указанного.

Для решения задачи ранжирования параметров достаточно индексов первого порядка S_i^T, которые измеряют прямой вклад параметра V_i: $S_i^T = V_i / V$. Однако индексы первого порядка не обеспечивают корректного решения задачи скрининга (выявление параметров, пренебрежимо мало влияющих на неопределенность результата), так как не учитывают возможность совместного влияния групп параметров на вариацию выхода (формула (2)). Учесть наличие взаимодействия параметров позволяют индексы полного вклада (total-order), которые оценивают сумму всех компонент ряда (2), в которых он присутствует. Индекс полного вклада определяется в виде:

$$S_i^T = \frac{E_{X_{\sim i}}\left[V_{x_i}(y \mid X_{\sim i})\right]}{V} = \frac{V_i^T}{V}. \quad (4)$$

Нулевое значение S_i^T является необходимым и достаточным условием отсутствия влияния фактора на результат моделирования.

Вариационный подход к оценке чувствительности реализуют вычислением индексов Соболя [26, 27]. Также аппроксимация индексов первого порядка может быть получена методом, использующим обобщение разложения Фурье для выхода y (Fourier Amplitude Sensitivity Test — FAST) [28], а его расширенная версия (eFAST) позволяет также вычислить индексы полного порядка [29].

Основным ограничением вариационных методов является то, что они базируются на предположении, что вариация (статистический момент второго порядка) выходного результата является обоснованной оценкой неопределенности результата модели. Это предположение верно, только если функция распределения выхода модели близка к нормальному распределению. Если же функция распределения выхода модели мультимодальна или обладает высоким коэффициентом асимметрии (статистический момент третьего порядка), то вариация выхода не является корректным описанием неопределенности.

Для таких моделей можно использовать методы оценки чувствительности, основанные на определении влияния параметров на изменение функции распределения или плотности вероятности выходного результата. Мерой чувствительности модели к ее параметру X_i в таком случае служит расстояние между безусловной (f_y) и условной к зафиксированному на номинальном среднем значении параметру ($f_{y|X_i}$) плотностью вероятности выхода [19, 21, 22, 30], которая может быть выражена через интеграл функции отклонения:

$$S_i = \int_{R^{[G]}} D_g\left[f_y \,||\, f_{y|X_i}(\cdot|X)\right], \quad (5)$$

где $D_g(P_1 \,||\, P_2)$ — функция отклонения (g-divergence) между двумя вероятностными величинами (P_1 и P_2).

Наиболее простым в вычислении является сравнение условной (при фиксированном значении параметра) и безусловной кумулятивной функции распределения. Такой подход предложен в методе PAWN [24, 32, 31]. В качестве меры расхождения между функциями распределения используется статистика Колмогорова — Смирнова (KS):

$$S_i = \underset{X_i}{stat}\left[KS(X_i)\right] = \underset{X_i}{stat}\left[\max_y \left|F_y(y) - F_{y|x_i}(y \mid X_i)\right|\right], \quad (6)$$

где $F_y(y)$ — безусловная кумулятивная функция распределения выхода модели; $F_{y|X_i}(y)$ — условная кумулятивная функция распределения при фиксированном значении параметра X; $\underset{X_i}{stat}$ — выбранная мера (среднее, медиана и т. д.).

Индекс (6) является абсолютной мерой, и его значение находится в интервале (0,1), то есть обеспечивает количественную оценку чувствительности.

Результаты сравнения методов оценки чувствительности модели к ее параметрам представлены в табл. 2 и на рис. 1. В табл. 2 собраны ограничения методов в виде требований к модели. На рис. 1 представлена классификация методов оценки чувствительности по таким признакам, как вычислительная сложность, тип розыгрыша, решаемая задача и тип оценки.

Таблица 2. Методы оценки чувствительности и ограничения на их применение

Метод оценки чувствительности	Требования к модели
Корреляция Пирсона и частная корреляция	Линейность
Ранговая корреляция Спирмена и частная ранговая корреляция	Допустима нелинейность, но при монотонности
Коэффициенты регрессии	
Вариационные методы	Функция распределения выхода может быть описана моментами 1-го и 2-го порядка (близка к нормальному распределению)
Метод Мориса	–
Методы на основе функции распределения	

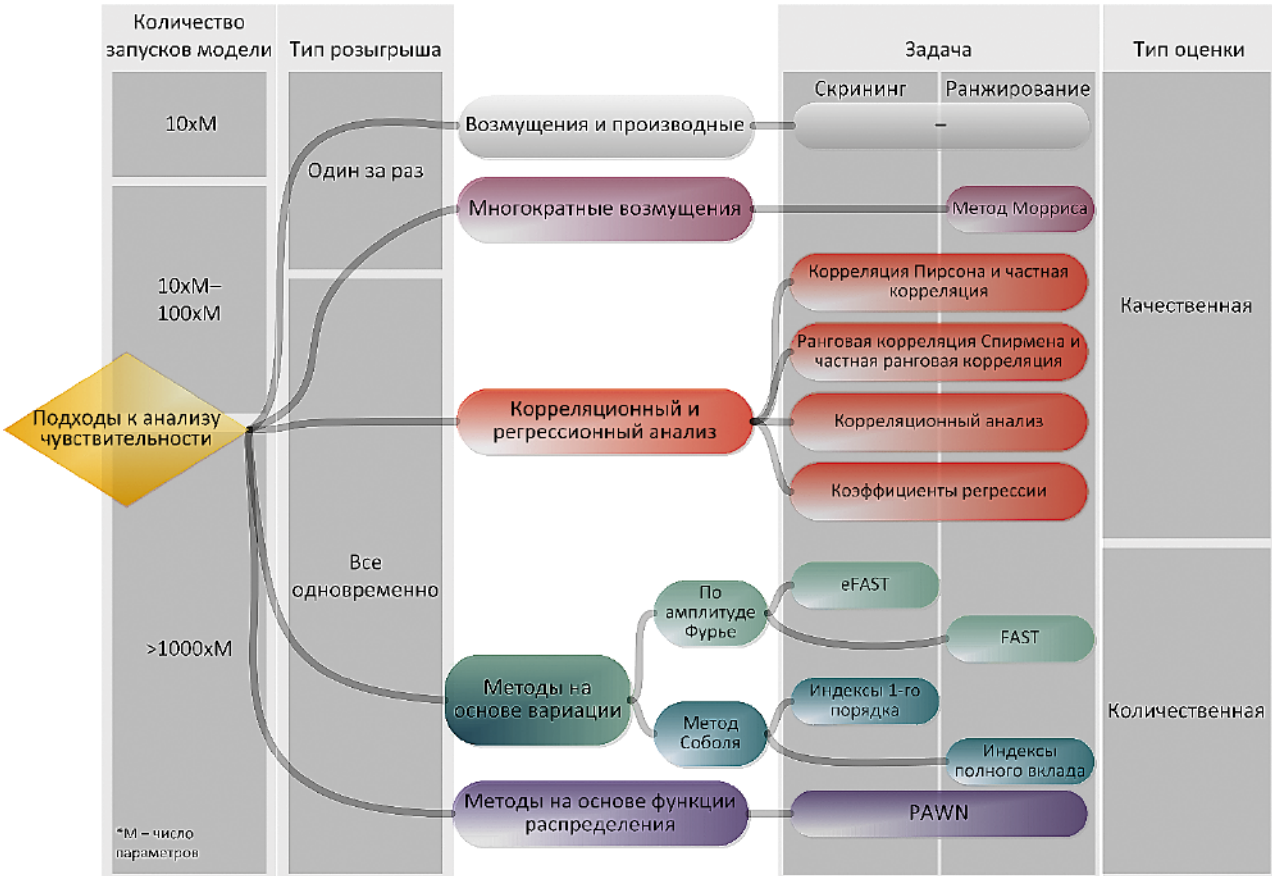


Рис. 1. Классификация методов оценки чувствительности

Процедура выбора метода для оценки чувствительности модели к ее параметрам

При выборе метода оценки чувствительности следует учитывать:

- возможность его применения для решения поставленной задачи (ранжирование или скрининг);
- вычислительную сложность алгоритма, реализующего метод;
- теоретические ограничения метода и, как следствие, корректность его применения к рассматриваемой модели.

Таким образом, процедура выбора метода оценки чувствительности модели к ее параметрам требует выполнения следующих действий:

- постановка задачи в виде вопроса, связанного с оценкой чувствительности модели, и сведение ее к базовой задаче (ранжирование или скрининг). На этом этапе следует исключить из рассмотрения методы, которые не позволяют решать поставленную базовую задачу;
- формулировка априорных знаний о свойствах модели или выборки результатов моделирования;

- если один запуск модели требует длительного времени вычислений (зависит от возможности выполнения параллельных расчетов, при их отсутствии — более 10 минут), а также если доступна только небольшая выборка результатов при различных параметрах ($\leqslant 100M$, где M — число варьируемых параметров модели), но есть основания предположить линейность или монотонность модели, предлагается использовать простые корреляционные или регрессионные методы. Предпочтительнее использовать ранговые корреляции (Спирмена), которые корректно работают при нелинейной, но монотонной зависимости от параметра. Использование частных коэффициентов позволяет исключить влияние параметра, оказываемое совместно с другими;
- если априори неизвестно, является ли модель линейной, это может быть проверено с помощью R^2-теста, который записывается формулой:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(Z^{(i)} - \bar{Z}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{Z} - Z^{(i)}\right)^2}, \qquad (7)$$

где N — число итераций входного параметра; $Z^{(i)}$ — результат выходного значения при i-й итерации параметра; $\bar{Z}$ — среднее по результатам модели $\left(\bar{Z} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} Z^{(i)}\right)$; $\hat{Z}$ — среднее значение линейной модели $\hat{Z} = \beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\beta_j X_j$, полученной в ходе построения регрессии. Чем ближе значение R^2 к 1, тем больше можно доверять соответствующему индексу. Также для корреляционных методов часто вычисляется p-value — вероятность того, что корреляционный коэффициент случайных X_i' и y' из некоррелированной выборки по модулю будет не ниже корреляционного коэффициента параметра X_i и выхода модели y. Соответственно, чем ближе p-value к нулю, тем больше можно доверять данному корреляционному индексу. При решении задачи ранжирования можно предложить использование метода Морриса, который не требует линейности модели, но его результаты сложнее наглядно интерпретировать;
- если модель не обладает свойствами линейности и монотонности, то следует выбирать среди вариационных методов или подходов на основе функции распределения. Для использования вариационных методов следует проверить, выполняется ли предположение о возможности описания неопределенности результата модели в виде вариации, что происходит, если распределение результата моделирования может быть интерпретировано как близкое к нормальному. Характерным свойством нормального распределения является то, что 68,26 % из всех его наблюдений всегда лежат в диапазоне $\pm 1\sigma$ (стандартное отклонение) от среднего арифметического, 95,44 % — в пределах $\pm 2\sigma$ и 99,72 % — в пределах $\pm 3\sigma$. Кроме того, нормальное распределение не должно быть мультимодальным, что можно проверить с помощью центрированного момента 4 порядка (эксцесса E), который вычисляется по формуле:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(z_i - \bar{z}\right)^4}{N \cdot \sigma^4} - 3, \qquad (8)$$

где N — размер выборки результатов моделирования; z_i — единичный результат моделирования из выборки; $\bar{z}$ — среднее по выборке результатов моделирования; σ — стандартное отклонение по выборке результатов моделирования. У нормального распределения эксцесс равен нулю. Если у распределения 2 вершины (бимодальное распределение), то тогда эксцесс стремится к отрицательной величине. Распределение может считаться близким к нормальному, если установлено, что от 50 до 80 % всех значений располагаются в пределах одного стандартного отклонения от среднего арифметического и коэффициент эксцесса по абсолютной величине не превышает значения, равного двум.
- среди вариационных методов предпочтительнее использовать метод Соболя. Однако при очень больших вычислительных затратах на запуск модели может быть использован метод FAST (или eFAST — в зависимости от типа задачи), основанный на быстром разложении Фурье, так как он требует меньшего числа запусков модели. Правда следует иметь в виду, что аппроксимация разложения Фурье в виде конечного ряда может приводить к появлению ложных зависимостей;
- если результат модели не соответствует нормальному распределению, например, он может обладать мультимодальным распределением или иметь высокий уровень асимметричности, то следует использовать независимый от момента метод (на основе плотности вероятности или функции распределения, например PAWN [31, 32]).

Может оказаться, что оценку чувствительности модели приходится проводить на заранее подготовленной выборке данных: результатах запуска некоторой модели для заданных наборов параметров, то есть при проведении оценки

чувствительности нет доступа к модели. В таком случае выбор метода оценки чувствительности не связан с вычислительной сложностью модели, но может зависеть от свойств выборки (наборов параметров): ее размера и структуры.

Потенциальные проблемы связаны с тем, что для некоторых алгоритмов, реализующих количественные методы оценки чувствительности, требуется специальная структура выборки по параметрам модели и либо предоставленный набор должен удовлетворять этим требованиям, либо должен обеспечивать возможность построения подвыборки требуемой структуры. Специальная структура нужна:

- при оценке вариационных индексов чувствительности Соболя с использованием аппроксимации Янсена, которая реализует наиболее часто используемый алгоритм оценки [33];
- при использовании метода PAWN, который основан на оценках и сравнениях условных и безусловных функций распределения выходных параметров значений. Метод для оценки условной функции распределения разбивает интервалы входных параметров на подынтервалы, а при малом размере выборки могут встречаться интервалы значений параметров, внутри которых нет точек.

В таком случае для выбора метода оценки чувствительности приходится ориентироваться на размер и структуру предоставленной выборки. Если использование вариационных и основанных на функции распределения методов не представляется возможным, следует проверить правильность использования корреляционных и регрессионных методов и ориентироваться на них или рассмотреть возможность использования метамоделей [20], подробное описание которых находится за рамками данной работы.

Примеры, иллюстрирующие выбор метода оценки чувствительности модели к ее параметрам

Данный раздел иллюстрирует исключительно процедуру выбора метода оценки чувствительности модели к ее параметрам. Никаких содержательных выводов по представленным моделям в данной статье не делается.

Моделирование формирования смеси РАО из двух партий ОЯТ

В работе [34] описана модель формирования смеси РАО с требуемыми характеристиками из двух партий ОЯТ.

Входные параметры:

- весовой коэффициент (т. е. состав РАО будет сформирован как 10% ОЯТ 1-й партии и 90% ОЯТ 2-й партии);
- время охлаждения 1-й партии;
- время охлаждения 2-й партии.

Выходные значения (для разных времен выдержки):

- интегральная активность РАО;
- интегральная величина энерговыделения РАО.

Исходные данные для проведения оценки чувствительности модели предоставлены в виде выборки размером 108 примеров (входные параметры — выходные значения). Во входных данных 3 варьируемых параметра, выборка построена по схеме, в которой 2 параметра зафиксированы, третий меняется: первый параметр принимает 3 различных значения, второй — 4, а третий — 9. Выходные значения для каждого набора входных параметров предоставлены для различных моментов времени.

По рис. 1 видно, что выборка такого размера (108) не является достаточной для выполнения оценки чувствительности вариационными или основанными на функции распределения методами. Следовательно, приходится проверять

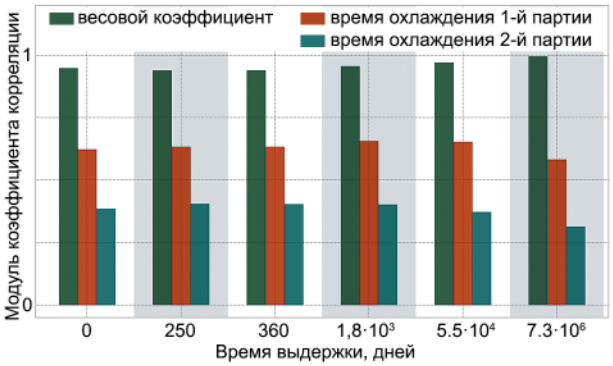


Рис. 2. Индексы чувствительности (частная ранговая корреляция) для интегральной активности в разные моменты времени

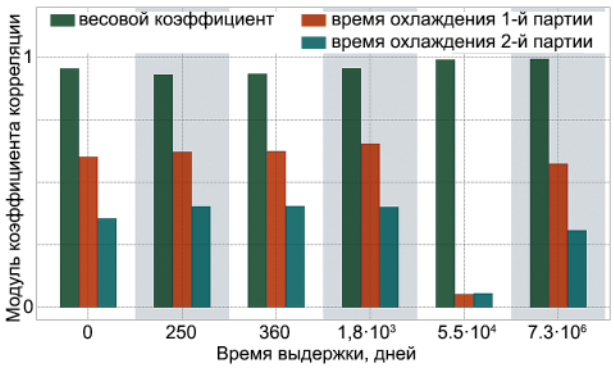


Рис. 3. Индексы чувствительности (частная ранговая корреляция) для интегральной величины тепловыделения в разные моменты времени

возможность использования корреляционных и регрессионных методов.

Результат вычисления корреляционных и регрессионных индексов обычно дополняется значениями тестов на линейность (это либо R^2, тогда значение должно быть близко к 1, либо p-value — тогда значение должно быть ближе к 0). В данном случае индексы Пирсона и Спирмена продемонстрировали корректность только для двух параметров, и только частный коэффициент ранговой корреляции оказался корректен для всех параметров.

По результатам вычисления значимость параметра времени охлаждения второй партии превалирует (рис. 2 и 3), но для поздних временных интервалов значимость всех параметров сравнивается.

Моделирование процесса выщелачивания

В работе [35] представлена кинетическая модель выщелачивания магниевокалиевофосфорной керамики, которая учитывает выпадение минеральных фаз:
струвит ($MgKPO_4 \cdot 6H_2O$)

$$MgKPO_4 \cdot 6H_2O\downarrow \rightarrow K^+ + Mg^{2+} + PO_4^{3-} + 6H_2O, \quad (9)$$

фаррингтонит ($Mg_3(PO_4)_2$)

$$Mg_3(PO_4)_2\downarrow \rightarrow 3Mg^{2+} + 2PO_4^{3-}, \quad (10)$$

брусит

$$Mg(OH)_2\downarrow + 2H^+ \rightarrow Mg^{2+} + 2H_2O. \quad (11)$$

В данном примере оценивалась чувствительность модели к логарифмам констант скоростей реакций (9) и (10), а также индексам насыщения фаррингтонита и брусита. В качестве выходных данных рассматривались кривые выщелачивания K, Mg и P на конец расчета.

На рис. 4 представлен результат сравнения регрессионной аппроксимации и выхода модели, который может быть использован как тест на линейность. В данном случае видна нелинейность модели для всех трех ее входных параметров.

Вычислительная сложность модели не слишком велика (порядка половины минуты на персональном компьютере), поэтому можно сделать 1200 запусков (при возможности распараллелить расчеты это займет несколько часов). Для проверки допустимости использования вариационных методов для полученных результатов были вычислены статистические моменты: эксцесс (по формуле (8)), среднее и стандартное отклонение для определения интервала «среднее ± стандартное отклонение» и процент значений, попавших в этот диапазон. Полученные значения приведены в табл. 3, из которой видно,

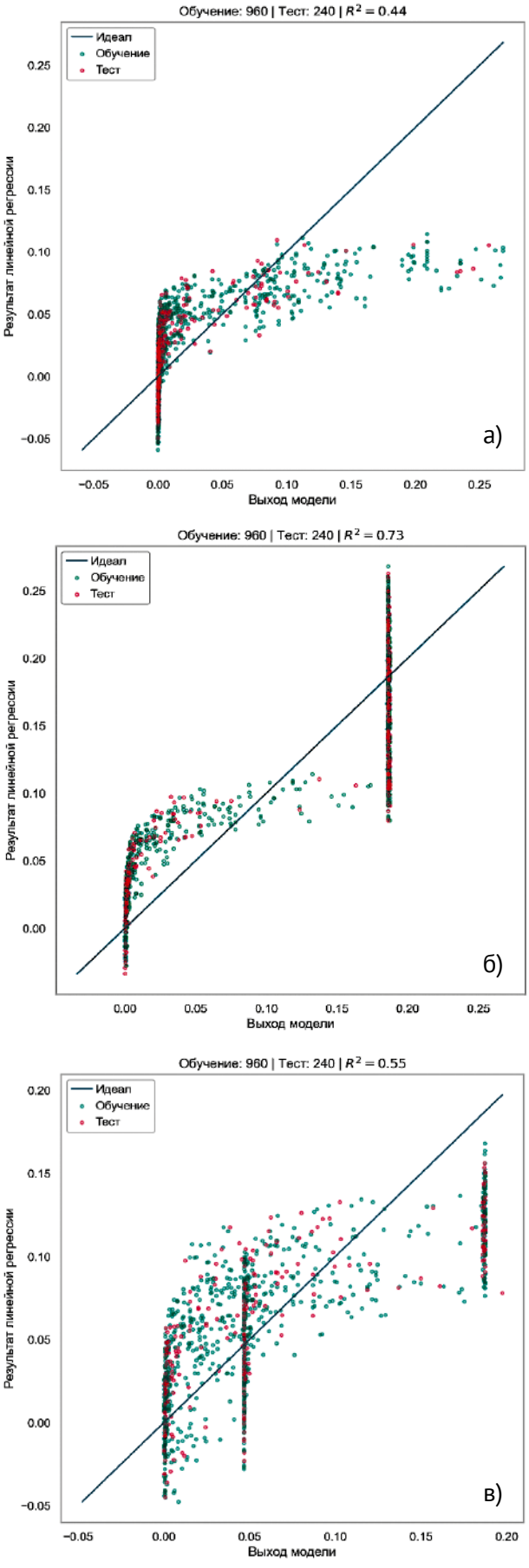


Рис. 4. Иллюстрация нелинейности модели: линейная регрессия для концентраций а) Mg, б) K и в) P на 92-й расчетный день

Таблица 3. Статистические характеристики результатов оценки выщелачивания

Выход	Эксцесс	Интервал [среднее ± станд. откл.]	Процент точек в интервале
Mg	5,5	–	–
P	0,3	[0 ± 0,117]	83,3
K	−1,67	[0,03 ± 0,19]	68,8

что только K соответствует требуемым критериям: в диапазон значений «среднее ± стандартное отклонение» попало больше 50 и меньше 80 % результатов моделирования, а модуль эксцесса < 2. Эксцесс выхода Mg > 2, а у P в диапазон «среднее ± стандартное отклонение» попало больше 80 % результатов.

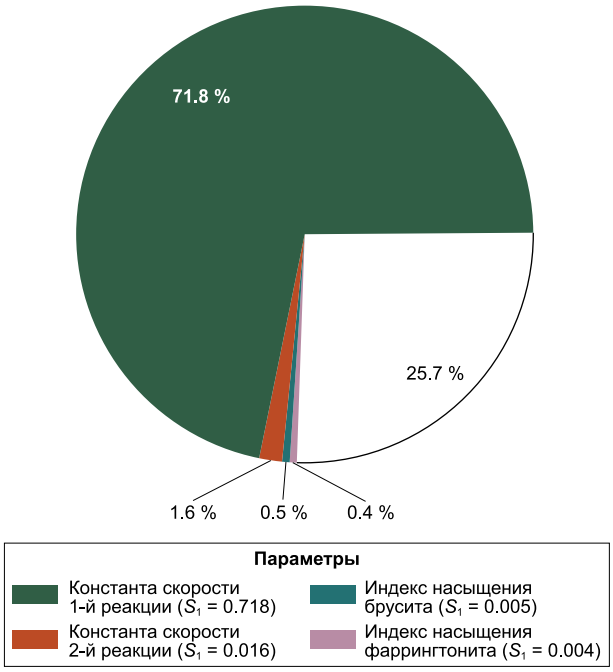
Таким образом, для оценки чувствительности модели для выхода K к ее параметрам корректно использовать вариационные индексы Соболя первого порядка и полного вклада. Для других выходов может быть использован независимый от момента метод PAWN.

Для визуализации результатов оценки чувствительности, полученной с использованием вариационного метода, можно использовать разные виды представления.

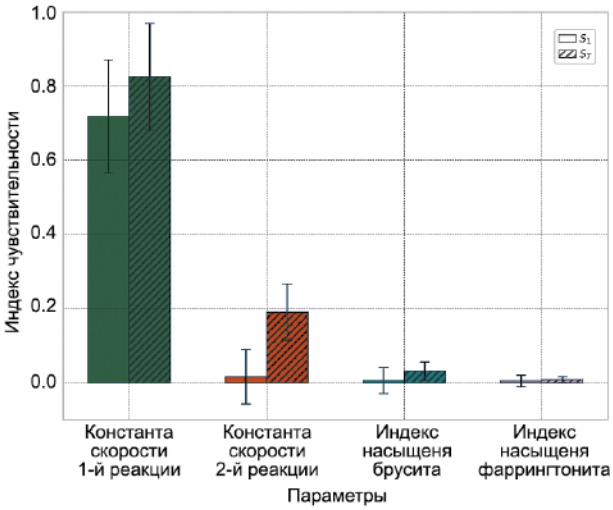
Индексы первого порядка можно представлять на круговой диаграмме (для этого они переводятся в проценты, см. рис. 5а), так как их сумма должна быть меньше или равна 1. Если сумма меньше 1, что сразу видно по белому участку, это означает присутствие совместного влияния групп параметров, которое проявляется в парных, тройных и т. д. индексах. В модели выщелачивания для концентрации *K* наблюдается большой вклад группового влияния параметров.

На рис. 5б для той же выходной величины (концентрации K) представлены индексы Соболя первого порядка и полного вклада с доверительными интервалами их оценки. Доверительные интервалы могут быть оценены, потому что входные параметры модели рассматриваются как стохастические переменные, а результаты модели реализуют в выходном пространстве некоторое распределение, близкое к нормальному.

Индексы полного вклада позволяют выявить параметры, влиянием которых можно пренебречь, поскольку в них учитывают весь вклад фактора, в том числе и тот, который проявляется во взаимодействии с другими параметрами. В данном случае не влияющим на выходную величину параметром является индекс насыщения фаррингтонита — ширина доверительного интервала его индекса чувствительности практически перекрывает его значение.



а)

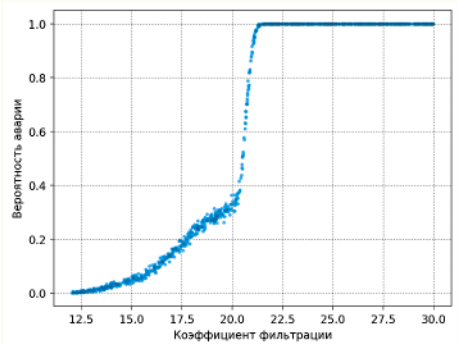
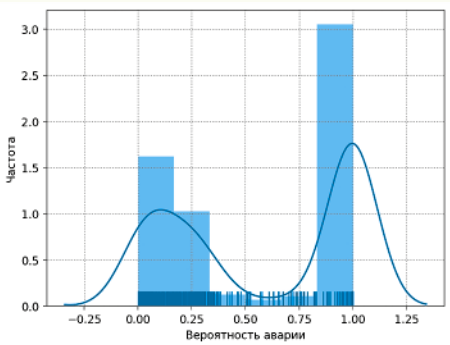
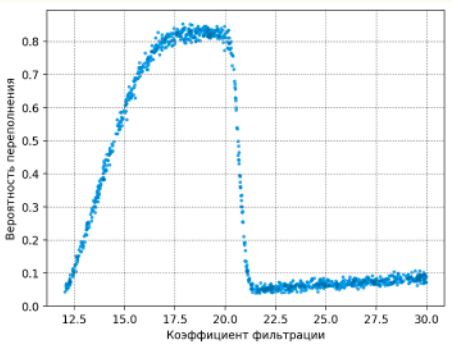
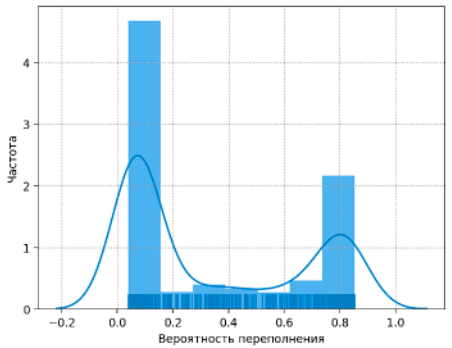
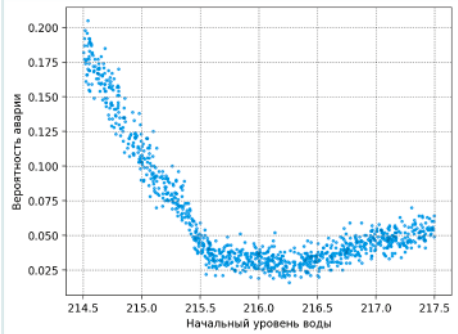
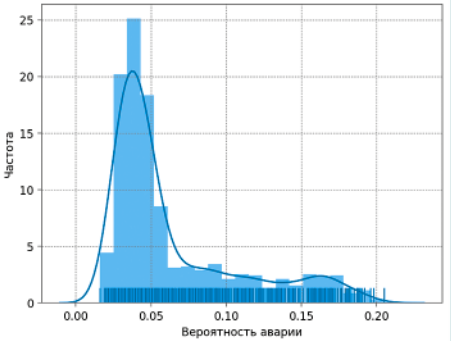
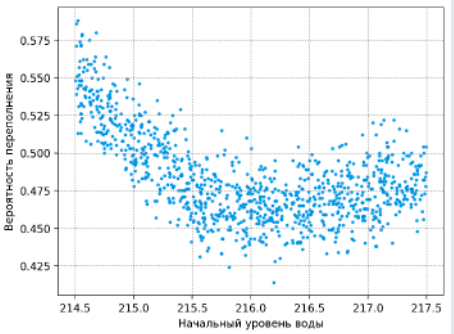
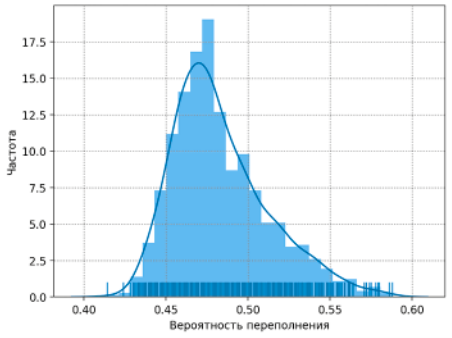


б)

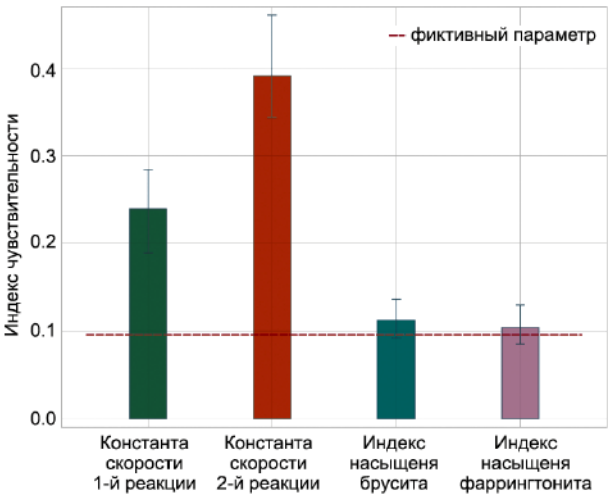
Рис. 5. Анализ чувствительности методом Соболя для концентраций K на 92-й расчетный день: а) индексы 1-го порядка; б) индексы 1-го порядка и полного вклада

На рис. 6 приведен анализ чувствительности методом PAWN для всех трех выходных величин модели выщелачивания. Из этих результатов видно, что для концентрации Mg наиболее значимым параметром является константа скорости 1-й реакции, а для двух других выходных величин — константа второй реакции. Также можно отметить, что для концентрации *K* (рис. 6б) ранжирование значимости параметров аналогично полученному при помощи метода Соболя. Также видно, что индекс насыщения фаррингтонита для всех выходов находится на уровне фиктивного (заведомо не влияющего) параметра.

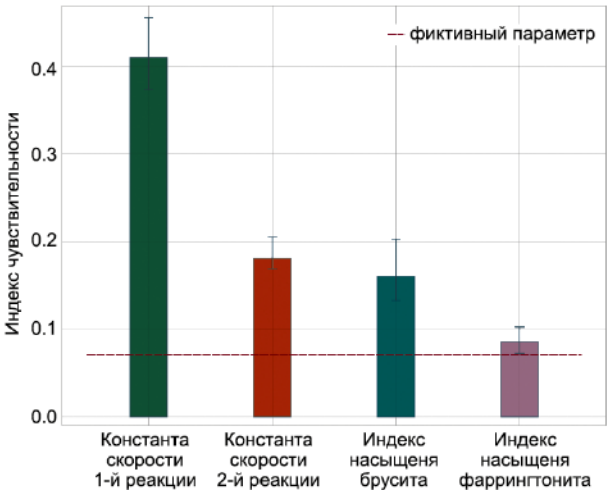
Таблица 4. Зависимость выходных значений модели ТКВ при варьировании одного параметра и фиксированных остальных

№	Пара-метр	Вероятность аварии		Вероятность переполнения	
		Зависимость	Плотность вероятности	Зависимость	Плотность вероятности
1	Коэффициент фильтрации для Лево-бережного обводного канала, м/сут				
2	Уровень воды в водоёме В-11 на начало расчёта, м				

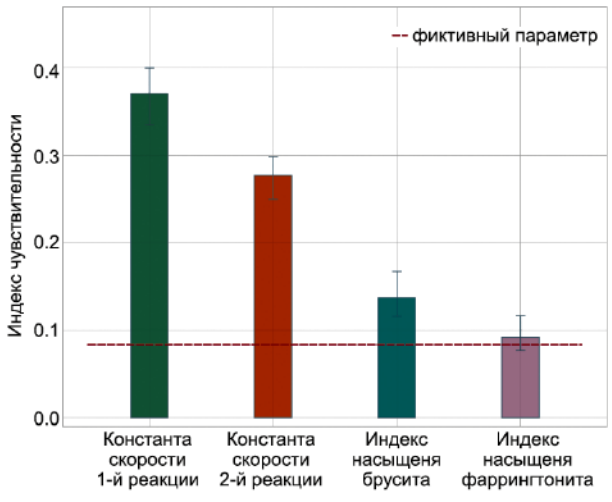
Уровни подпора в шлюзах-регуляторах обводных каналов, м
3-й шлюз, Правобережный
2-й шлюз, Правобережный
1-й шлюз, Левобережный
Частота
Вероятность переполнения
Вероятность аварии
Уровень подпора в 3-м шлюзе
Уровень подпора во 2-м шлюзе
Уровень подпора в 1-м шлюзе



а)



б)



в)

Рис. 6. Анализ чувствительности PAWN для концентраций а) Mg, б) K и в) P на 92-й расчетный день

Оценка вероятности переполнения водоема, замыкающего Теченский каскад

Модель предназначена для оценки вероятности переполнения замыкающего Теченский каскад водоема, а также вероятности возникновения аварийной ситуации (превышения допустимой объемной активности ^{90}Sr в русле реки Течи) [36].

Исходя из графиков, представленных в табл. 4, можно заключить, что зависимости выходов модели от входных параметров нелинейны и не всегда монотонны и что функция распределения может характеризоваться мультимодальностью и/или асимметричностью. Таким образом, для выполнения корректной оценки чувствительности данной модели не могут использоваться не только корреляционные и регрессионные, но и вариационные методы. Поэтому выбираем метод, базирующийся на сравнении функций распределения (PAWN).

На рис. 7 приведены индексы чувствительности, вычисленные методом PAWN. Так как оценка метода может оказаться смещенной, для определения величины этого смещения использован подход, основанный на применении фиктивного (dummy) параметра [23]. Он искусственно вводится в анализ и по определению не может оказывать влияния на результат, но при использовании аппроксимаций или вследствие проблем с используемым генератором псевдослучайных чисел индекс чувствительности модели к такому параметру все равно может оказаться больше нуля. Значение индекса чувствительности модели к dummy-параметру (красная линия на рис. 7) может характеризовать ошибку аппроксимации.

Каждый индекс чувствительности на рис. 7 сопровождается доверительным интервалом, видно, что для обоих выходов у параметров 1—3 из табл. 4 нижний уровень доверительного интервала выше dummy-линии, то есть эти параметры влияют на результат моделирования, а у последних двух параметров даже верхний уровень доверительного интервала оценки индекса ниже dummy-линии, и это означает, что зависимостью модели от этих параметров можно пренебречь.

Выводы

Оценка чувствительности расчетной модели является полезным средством, позволяющим разделить входные параметры модели в зависимости от того, какой вклад в неопределенность результата моделирования вносит неопределенность их значений. Соответственно, могут

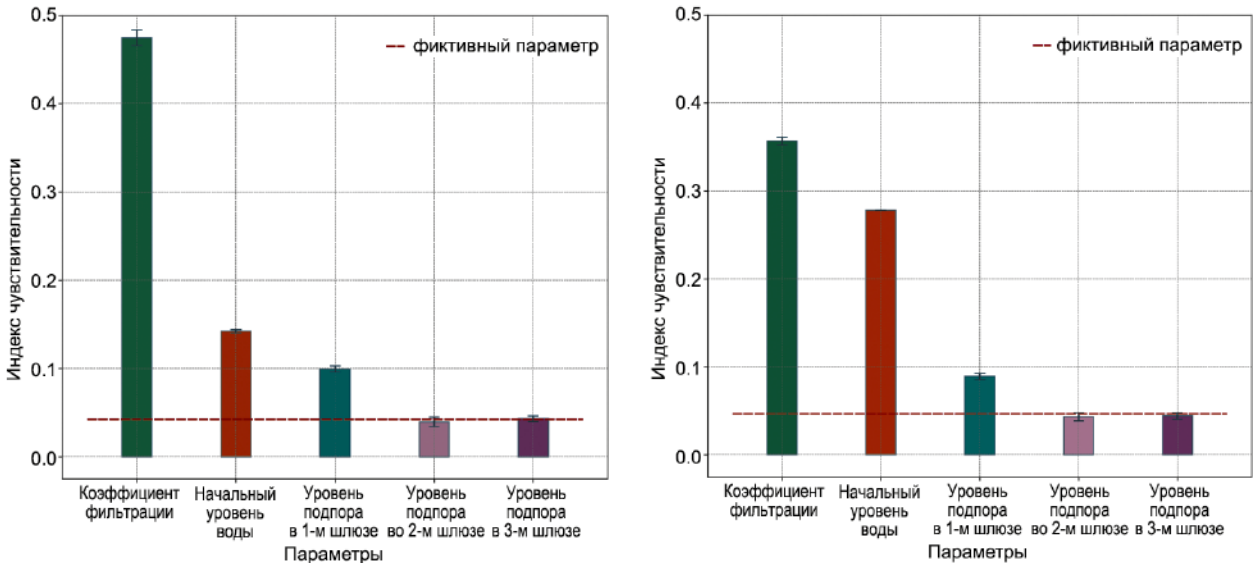


Рис. 7. Анализ чувствительности PAWN для а) вероятности аварии и б) вероятности переполнения водоема

быть выделены те параметры, уточнение которых позволит существенно снизить неопределенность результата, а также те, вклад которых таков, что их значения могут быть просто взяты из справочника.

Количество и разнообразие методов оценки чувствительности модели к ее параметрам затрудняет выбор способа получения корректной оценки для разработчиков и пользователей расчетно-прогностических моделей, которые не являются специалистами в области математической статистики. Поэтому в большинстве случаев используются те методы, которые интуитивно кажутся отвечающими решаемой задаче, что на самом деле далеко не всегда так.

В данной работе проведена классификация методов оценки чувствительности по признакам, значимым с точки зрения их выбора для практического использования. Также предложена процедура выбора метода, которая опирается на понимание разработчиком его модели в большей степени, чем применяемых методов. Приведены примеры использования предлагаемой процедуры.

Разработанная и предложенная методика выбора метода оценки чувствительности может рассматриваться как наработка для создания соответствующих методических рекомендаций для выполнения оценки чувствительности моделей, использующихся при оценке безопасности пунктов захоронения РАО.

Литература

1. *Абалкина И. Л., Большов Л. А., Капырин И. В., Линге И. И., Савельева Е. А., Свительман В. С., Уткин С. С.* Обоснование долговременной безопасности захоронения ОЯТ и РАО на 10000 и более лет: методология и современное состояние. Препринт ИБРАЭ № 2019-03. М. : ИБРАЭ РАН, 2019. 40 с.

2. *Савельева Е. А., Свительман В. С.* Методология и практические решения обращения с неопределенностями при обосновании безопасности пунктов захоронения РАО // Вопросы радиационной безопасности. 2016. № 2 (82). С. 3—14.

3. Guidance on the development, evaluation, and application of environmental models [Электронный ресурс] // Environmental Protection Agency. EPA/100/K-09/003. 2009. URL: https://www.epa.gov/sites/production/files/2015-04/documents/cred_guidance_0309.pdf.

4. 2014 revision of the European Commission impact assessment guidelines. Public consultation document // European Commission. 2014. URL: https://ec.europa.eu/smart-regulation/impact/docs/iag_pc_questionnaire_en.pdf.

5. Захоронение радиоактивных отходов. Конкретные требования безопасности № SSR-5. Серия изданий МАГАТЭ по нормам безопасности / МАГАТЭ, Вена, 2011.

6. The Safety Case and Safety Assessment for the Disposal of Radioactive Waste. Specific Safety Guide № SSG-23. IAEA Safety Standards Series / International Atomic Energy Agency. Vienna, 2012.

7. Safety Assessment Methodologies for Near Surface Disposal Facilities. Results of a co-ordinated Research Project. / International Atomic Energy Agency. Vienna, 2004.

8. Disposal of Radioactive Waste: Can Long-term Safety be Evaluated? An International Collective

Opinion, NEA/IAEA/CEC. / OECD Nuclear Energy Agency. Paris, 1991.
9. НП-055-14. Захоронение радиоактивных отходов. Принципы, критерии и основные требования безопасности.
10. НП-100-17. Требования к составу и содержанию отчета по обоснованию безопасности пунктов захоронения радиоактивных отходов.
11. РБ-139-17. Состав и содержание отчета по обоснованию безопасности пунктов глубинного захоронения жидких радиоактивных отходов.
12. РБ-117-16. Оценка долговременной безопасности пунктов приповерхностного захоронения радиоактивных отходов.
13. *Saltelli A.* Sensitivity analysis for importance assessment // Risk analysis. 2002. Vol. 22. No. 3. Pp. 579—590.
14. *Saveleva E., Svitelman V., Blinov P., Valetov D.* Sensitivity analysis and model calibration as a part of the model development process in radioactive waste disposal safety assessment // Reliability Engineering & System Safety. 2021. Vol. 210. Pp. 107521. DOI: 10.1016/j.ress.2021.107521.
15. *Saltelli A. et al.* Why so many published sensitivity analyses are false: A systematic review of sensitivity analysis practices // Environmental modelling & software. 2019. Vol. 114. Pp. 29—39.
16. *Mehta U. B. et al.* Simulation credibility: Advances in verification, validation, and uncertainty quantification. 2016.
17. *Saltelli A. et al.* Global sensitivity analysis: the primer. John Wiley & Sons, 2008. 305 p.
18. *Saltelli A. et al.* Sensitivity analysis in practice: a guide to assessing scientific models. John Wiley & Sons, 2004. 232 p.
19. *Borgonovo E., Plischke E.* Sensitivity analysis: a review of recent advances // European Journal of Operational Research. 2016. Vol. 248 (3). Pp. 869—887.
20. *Iooss B., Lemaître P.* A review on global sensitivity analysis methods // Uncertainty management in simulation-optimization of complex systems. Springer, Boston, MA, 2015. Pp. 101—122.
21. *Pianosi F. et al.* Sensitivity analysis of environmental models: A systematic review with practical workflow // Environmental Modelling & Software. 2016. Vol. 79. Pp. 214—232.
22. *Borgonovo E. et al.* Making the most out of a hydrological model data set: Sensitivity analyses to open the model blackbox // Water Resources Research. 2017. Vol. 53. No. 9. Pp. 7933—7950.
23. *Zadeh F. K. et al.* Comparison of variance-based and moment-independent global sensitivity analysis approaches by application to the SWAT model // Environmental modelling & software. 2017. Vol. 91. Pp. 210—222.
24. *Mora E. B. et al.* Benchmarking the PAWN distribution-based method against the variance-based method in global sensitivity analysis: Empirical results // Environmental modelling & software. 2019. Vol. 122. P. 104566.
25. *Morris M. D.* Factorial sampling plans for preliminary computational experiments // Technometrics. 1991. Vol. 33. No. 2. Pp. 161—174.
26. *Соболь И. М.* Об оценке чувствительности нелинейных математических моделей // Математическое моделирование. 1990. Т. 2. № 1. С. 112—118.
27. *Sobol I. M.* Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates // Mathematics and computers in simulation. 2001. Vol. 55. No. 1—3. Pp. 271—280.
28. *Cukier R. I., Fortuin C. M., Shuler K. E., Petschek A. G., Schaibly J. H.* Study of the sensitivity of coupled reaction systems to uncertainties in rate coefficients. I Theory // The Journal of chemical physics. 1973. Vol. 59 (8). Pp. 3873—3878.
29. *Saltelli A., Tarantola S., Chan K. P. S.* A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output // Technometrics. 1999. Vol. 41. No. 1. Pp. 39—56.
30. *Liu H., Chen W., Sudjianto A.* Relative entropy based method for probabilistic sensitivity analysis in engineering design // Journal of Mechanical Design. 2006. Vol. 128 (2). Pp. 326—336.
31. *Pianosi F., Wagener T.* Distribution-based sensitivity analysis from a generic input-output sample // Environmental Modelling & Software. 2018. Vol. 108. Pp. 197—207.
32. *Pianosi F., Sarrazin F., Wagener T.* A Matlab toolbox for global sensitivity analysis // Environmental Modelling & Software. 2015. Vol. 70. Pp. 80—85.
33. *Jansen M. J. W.* Analysis of variance designs for model output // Computer Physics Communications. 1999. Vol. 117. No. 1—2. P. 35—43.
34. *Блохин П. А., Дорофеев А. Н., Линге И. И., Меркулов И. А., Сеелев И. Н., Тихомиров Д. В., Уткин С. С., Хаперская А. В.* О возможностях управления характеристиками боросиликатного стекла при переработке ОЯТ ВВЭР-1000 на ОДЦ «ГХК» // Радиоактивные отходы. 2019. № 2 (7). С. 49—57. DOI: 10.25283/2587-9707-2019-2-49-57.
35. *Болдырев К. А., Блинов П. Д., Куликова С. А.* Численное моделирование выщелачивания матриц разного состава // Глины и глинистые минералы: VI Российская Школа по глинистым минералам Argilla Studium — 2019 и IV Российское Совещание по глинам и глинистым минералам ГЛИНЫ — 2019: Материалы докладов. М.: ИГЕМ РАН, 2019. С. 275—277.
36. *Савельева Е. А., Горелов М. М., Уткин С. С.* Вопросы анализа неопределенностей при прогнозировании поведения Теченского каскада водоёмов и их влияние на стратегические решения по безопасности // Вопросы радиационной безопасности. 2018. № 4. С. 42—50.

Информация об авторах

Савельева Елена Александровна, кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник, заведующая лабораторией, Институт проблем безопасного развития атомной энергетики РАН (115191, Москва, Большая Тульская ул., д. 52), e-mail: esav@ibrae.ac.ru.

Свительман Валентина Семеновна, кандидат физико-математических наук, научный сотрудник, Институт проблем безопасного развития атомной энергетики РАН (115191, Москва, Большая Тульская ул., д. 52), e-mail: svitelman@ibrae.ac.ru.

Блинов Петр Дмитриевич, инженер-исследователь, Институт проблем безопасного развития атомной энергетики РАН (115191, Москва, Большая Тульская ул., д. 52), e-mail: blinov@ibrae.ac.ru.

Валетов Дмитрий Кириллович, инженер, Институт проблем безопасного развития атомной энергетики РАН (115191, Москва, Большая Тульская ул., д. 52), e-mail: valetovdk@ibrae.ac.ru.

Горелов Матвей Михайлович, младший научный сотрудник, Институт проблем безопасного развития атомной энергетики РАН (115191, Москва, Большая Тульская ул., д. 52), e-mail: gorelov@ibrae.ac.ru.

Библиографическое описание статьи

Савельева Е. А., Свительман В. С., Блинов П. Д., Валетов Д. К., Горелов М. М. О выборе метода оценки чувствительности модели к ее параметрам при обосновании безопасности пунктов захоронения РАО // Радиоактивные отходы. 2021. № 2 (15). С. 73—89. DOI: 10.25283/2587-9707-2021-2-73-89.

ON THE SELECTION OF A METHOD ALLOWING TO EVALUATE THE SENSITIVITY OF A MODEL TO ITS PARAMETERS WITHIN THE SAFETY ASSESSMENT OF RW DISPOSAL FACILITIES

Saveleva E. A, Svitelman V. S., Blinov P. D., Valetov D. K., Gorelov M. M.

Nuclear Safety Institute of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Article received on February 27, 2021

The paper proposes a methodology enabling the selection of a method for parameter sensitivity assessment during numerical model development and its parametrization. Sensitivity analysis is considered essential for uncertainty analysis, which is provided for under relevant international guidelines on the safety assessment of RW disposal facilities, as well as federal rules and regulations in the field of atomic energy use. The paper provides some case studies on the application of the proposed approach.

Keywords: *radioactive waste, numerical model, uncertainty, sensitivity, safety assessment.*

References

1. Abalkina I. L., Bolshov L. A., Kapyrin I. V., Linge I. I., Saveleva E. A., Svitelman V. S., Utkin S. S. *Obosnovaniye dolgovremennoy bezopasnosti zakhoroneniya OYAT i RAO na 10 000 i boleye let: metodologiya i sovremennoye sostoyaniye* [Radioactive Waste and Spent Nuclear Fuel Deep Geological Disposal Long-Term Safety Assessment for 10 000 Years and over: Methodology and the Current State]. Preprint IBRAE No. 2019-03. Moscow, Nuclear Safety Institute Publ., 2019. 40 p.

2. Savelyeva E. A., Svitelman V. S. Metodologiya i prakticheskiye resheniya obrashcheniya s neopredelennostyami pri obosnovanii bezopasnosti punktov

zakhoroneniya RAO [Methodology and Practical Ways of Handling Uncertainties at Substantiation of Safety of Radioactive Waste Underground Disposal Sites]. *Voprosy radiatsionnoy bezopasnosti — Issues of radiation safety,* 2016, no. 2 (82), pp. 3—14.
3. Guidance on the development, evaluation, and application of environmental models. Environmental Protection Agency. EPA/100/K-09/003. 2009. URL: https://www.epa.gov/sites/production/files/2015-04/documents/cred_guidance_0309.pdf.
4. 2014 revision of the European Commission impact assessment guidelines. Public consultation document. European Commission. 2014. URL: https://ec.europa.eu/smart-regulation/impact/docs/iag_pc_questionnaire_en.pdf.
5. Disposal of Radioactive Waste, Specific Safety Requirements No. SSR-5. IAEA Safety Standards Series, International Atomic Energy Agency, Vienna. 2011.
6. The Safety Case and Safety Assessment for the Disposal of Radioactive Waste. Specific Safety Guide № SSG-23. IAEA Safety Standards Series. International Atomic Energy Agency, Vienna, 2012.
7. Safety Assessment Methodologies for Near Surface Disposal Facilities. Results of a co-ordinated Research Project. International Atomic Energy Agency. Vienna, 2004.
8. Disposal of Radioactive Waste: Can Long-term Safety be Evaluated? An International Collective Opinion, NEA/IAEA/CEC. OECD Nuclear Energy Agency. Paris, 1991.
9. NP-055-14. *Zakhoronenie radioaktivnykh otkhodov. Printsipy, kriterii i osnovnye trebovaniya bezopasnosti* [Disposal of radioactive waste. Principles, criteria and basic safety requirements].
10. NP-100-17. *Trebovaniya k sostavu i soderzhaniyu otcheta po obosnovaniyu bezopasnosti punktov zakhoroneniya radioaktivnykh otkhodov* [Requirements for the structure and content of the safety analysis report for radioactive waste disposal facilities].
11. RB-139-17. *Sostav i soderzhanie otcheta po obosnovaniyu bezopasnosti punktov glubinnogo zakhoroneniya zhidkikh radioaktivnykh otkhodov* [Structure and content of the safety analysis report for deep liquid radioactive waste disposal facilities].
12. RB-117-16. *Otsenka dolgovremennoi bezopasnosti punktov pripoverkhnostnogo zakhoroneniya radioaktivnykh otkhodov* [Long-term safety assessment of near-surface disposal facilities for radioactive waste].
13. Saltelli A. Sensitivity analysis for importance assessment. *Risk analysis,* 2002, vol. 22, no. 3, pp. 579—590.
14. Saveleva E., Svitelman V., Blinov P., Valetov D. Sensitivity analysis and model calibration as a part of the model development process in radioactive waste disposal safety assessment. *Reliability Engineering & System Safety,* 2021, vol. 210, p. 107521. DOI: 10.1016/j.ress.2021.107521.
15. Saltelli A. et al. Why so many published sensitivity analyses are false: A systematic review of sensitivity analysis practices. *Environmental modelling & software,* 2019, vol. 114, pp. 29—39.
16. Mehta U. B. et al. *Simulation credibility: Advances in verification, validation, and uncertainty quantification.* 2016.
17. Saltelli A. et al. *Global sensitivity analysis: the primer.* John Wiley & Sons Publ., 2008. 305 p.
18. Saltelli A. et al. *Sensitivity analysis in practice: a guide to assessing scientific models.* John Wiley & Sons Publ., 2004. 232 p.
19. Borgonovo E., Plischke E. Sensitivity analysis: a review of recent advances. *European Journal of Operational Research,* 2016, vol. 248 (3), pp. 869—887.
20. Iooss B., Lemaître P. *A review on global sensitivity analysis methods.* Uncertainty management in simulation-optimization of complex systems. Springer, Boston, MA, 2015. Pp. 101—122.
21. Pianosi F. et al. Sensitivity analysis of environmental models: A systematic review with practical workflow. *Environmental Modelling & Software,* 2016, vol. 79, pp. 214—232.
22. Borgonovo E. et al. Making the most out of a hydrological model data set: Sensitivity analyses to open the model blackbox. *Water Resources Research,* 2017, vol. 53, no. 9, pp. 7933—7950.
23. Zadeh F. K. et al. Comparison of variance-based and moment-independent global sensitivity analysis approaches by application to the SWAT model. *Environmental modelling & software,* 2017, vol. 91, pp. 210—222.
24. Mora E. B. et al. Benchmarking the PAWN distribution-based method against the variance-based method in global sensitivity analysis: Empirical results. *Environmental modelling & software,* 2019, vol. 122, p. 104566.
25. Morris M. D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. *Technometrics,* 1991, vol. 33, no. 2, pp. 161—174.
26. Sobol I. M. Ob otsenke chuvstvitel'nosti nelineynykh matematicheskikh modeley [On the sensitivity assessment of nonlinear mathematical models]. *Matematicheskoye modelirovaniye — Mathematical modeling,* 1990, vol. 2, no. 1, pp. 112—118.
27. Sobol I. M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Mathematics and computers in simulation,* 2001, vol. 55, no. 1—3, pp. 271—280.
28. Cukier R. I., Fortuin C. M., Shuler K. E., Petschek A. G., Schaibly J. H. Study of the sensitivity of coupled reaction systems to uncertainties in rate coefficients. I Theory. *The Journal of chemical physics,* 1973, vol. 59 (8), pp. 3873—3878.

29. Saltelli A., Tarantola S., Chan K. P. S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output. *Technometrics,* 1999, vol. 41, no. 1, pp. 39—56.
30. Liu H., Chen W., Sudjianto A. Relative entropy based method for probabilistic sensitivity analysis in engineering design. *Journal of Mechanical Design,* 2006, vol. 128 (2), pp. 326—336.
31. Pianosi F., Wagener T. Distribution-based sensitivity analysis from a generic input-output sample. *Environmental Modelling & Software,* 2018, vol. 108, pp. 197—207.
32. Pianosi F., Sarrazin F., Wagener T. A Matlab toolbox for global sensitivity analysis. *Environmental Modelling & Software,* 2015, vol. 70, pp. 80—85.
33. Jansen M. J. W. Analysis of variance designs for model output. *Computer Physics Communications,* 1999, vol. 117, no. 1—2, pp. 35—43.
34. Blokhin P. A., Dorofeev A. N., Linge I. I., Merkulov I. A., Seelov I. N., Tikhomirov D. V., Utkin S. S., Khaperskaya A. V. O vozmozhnostyakh upravleniya kharakteristikami borosilikatnogo stekla pri pererabotke OYAT VVEHR-1000 na ODTS «GKHK» [Opportunities for Controlling Borosilicate Glass Parameters During VVER-1000 SNF Reprocessing at PDC MCC]. *Radioaktivnye otkhody — Radioactive Waste,* 2019, no. 2 (7), pp. 49—57. DOI: 10.25283/2587-9707-2019-2-49-57.
35. Boldyrev K. A., Blinov P. D., Kulikova S. A. Chislennoe modelirovanie vyshchelachivaniya matrits raznogo sostava [Numerical modeling of leaching from matrices of different composition]. *VI Rossiyskaya Shkola po glinistym mineralam Argilla Studium-2019 i IV Rossiyskoye Soveshchaniye po glinam i glinistym mineralam GLINY-2019* [Clays and Clay Minerals: VI Russian School of Clay Minerals Argilla Studium — 2019 and IV Russian Meeting on Clays and Clay Minerals CLAY — 2019. Proceedings]. Moscow, IGEM RAS Publ., 2019. Pp. 275—277.
36. Savelyeva E. A., Gorelov M. M., Utkin S. S. Voprosy analiza neopredelonnostey pri prognozirovanii povedeniya Techenskogo kaskada vodoyomov i ikh vliyaniye na strategicheskiye resheniya po bezopasnost [Uncertainty analysis in predicting the behavior of the Techa cascade of water reservoirs and their impact on strategic decision-making on safety important issues]. *Voprosy radiatsionnoy bezopasnosti — Issues of radiation safety,* 2018, no. 4, pp. 42—50.

Information about the authors

Saveleva Elena Aleksandrovna, PhD, senior researcher, Head of Laboratory, Nuclear Safety Institute of the Russian Academy of Sciences (52, Bolshaya Tulskaya St., Moscow, 115191, Russia), e-mail: esav@ibrae.ac.ru.

Svitelman Valentina Semenovna, PhD, Research associate, Nuclear Safety Institute of the Russian Academy of Sciences (52, Bolshaya Tulskaya St., Moscow, 115191, Russia), e-mail: svitelman@ibrae.ac.ru.

Blinov Petr Dmitrievich, research engineer, Nuclear Safety Institute of the Russian Academy of Sciences (52, Bolshaya Tulskaya St., Moscow, 115191, Russia), e-mail: blinov@ibrae.ac.ru.

Valetov Dmitry Kirillovich, engineer, Nuclear Safety Institute of the Russian Academy of Sciences (52, Bolshaya Tulskaya St., Moscow, 115191, Russia), e-mail: valetovdk@ibrae.ac.ru.

Gorelov Matvei Michailovich, Junior research associate, Nuclear Safety Institute of the Russian Academy of Sciences (52, Bolshaya Tulskaya St., Moscow, 115191, Russia), e-mail: gorelov@ibrae.ac.ru.

Bibliographic description

Saveleva E. A, Svitelman V. S., Blinov P. D., Valetov D. K., Gorelov M. M. On the Selection of a Method Allowing to Evaluate the Sensitivity of a Model to Its Parameters within the Safety Assessment of RW Disposal Facilities. *Radioactive Waste,* 2021, no. 2 (15), pp. 73—89. DOI: 10.25283/2587-9707-2021-2-73-89. (In Russian).