

# Применение информационных технологий (генетические алгоритмы, нейронные сети, параллельные вычисления) в анализе безопасности АЭС.

*Ю.Б. Воробьев\**, *П. Кудинов\*\**, *М. Ельцов\*\**, *К. Кёон\*\**, *К.Н. Чьонг Ван\**,  
*yura@npp.mpei.ac.ru*, *pkudinov@kth.se*, *marti@safety.sci.kth.se*,  
*kaspar@safety.sci.kth.se*, *nhattvk@gmail.com*, \* НИУ «МЭИ»,  
*Красноказарменная 14, Москва, Россия*, \*\* *Королевский технологический институт, Валхалавеген 79, Стокгольм, Швеция*

**Аннотация.** В статье рассматриваются три направления использования информационных технологий в анализе безопасности атомных электростанций (АЭС). Это: динамический вероятностный анализ безопасности АЭС, возможности использования кодов расчетной гидродинамики (CFD) для моделирования сложных процессов ядерных энергетических установок и проблема идентификации аварии на АЭС. Используемые технологии повышают эффективность как обработки информации – генетические алгоритмы (ГА), нейронные сети (НС), так и расчетов – параллельные вычисления. Применение новых технологий основывается на их гармоничном сочетании с существующими классическими методами анализа безопасности АЭС.

**Ключевые слова:** информационные технологии, анализ безопасности, мета-модель

## 1. Введение

События последних лет показывают, что, несмотря на всю глубину проработки и сложность используемых методов в анализе безопасности АЭС, явления «невероятные» с точки зрения используемых стандартных методов продолжают случаться (достаточно вспомнить аварию на АЭС Фукусима), обнаруживая уязвимости в сложной системе АЭС. Использование традиционных методов основанных на априорных предположениях о сложных феноменах и зависимостях может приводить к ложному консерватизму. Решение данной проблемы может основываться на применении новых методов, дающих новое качество обработки имеющейся информации. При этом существенным фактором является их гармоничное использование

совместно с традиционными подходами анализа безопасности, что обеспечивает преемственность и апробированность результатов.

В статье рассматриваются три направления применения информационных технологий (ИТ), по которым авторы наработали существенный положительный опыт.

## 2. Метод динамического вероятностного анализа безопасности АЭС с использованием информационных технологий

### 2.1. Проблемы стандартного ВАБ

Вероятностный анализ безопасности (ВАБ) является важным инструментом для рассмотрения потенциально опасных инженерных систем в ядерной энергетике, авиакосмической индустрии и т.д. ВАБ базируется на множестве предположений по поводу возможных аварийных сценариев, предполагаемых консервативными, «декомпозиции» сложных проблем на множество предопределенных последовательностей и т.д. Также существуют проблемы самого ВАБ:

- учет взаимодействия между детерминистическими и вероятностными величинами
- Булева алгебра ограничивает возможности учета порядка возникновения событий
- использование Марковских моделей

Все это может приводить к чрезмерному или ложному консерватизму, к недооценке или пропуску потенциально опасных аварийных сценариев.

С конца 80-х детерминистические динамические модели, называемые кодами наилучшей оценки, получили признание как инструменты анализа безопасности АЭС. Однако они используются до сих пор достаточно оторвано от ВАБ, что затрудняет их применение в анализе риска и идентификации опасных состояний АЭС.

Динамический ВАБ (ДВАБ) является подходом, нацеленный на улучшение качества анализа через связь детерминистической и вероятностной ветвей анализа безопасности и является дополнением к стандартному ВАБ. ДВАБ методы могут быть сгруппированы в 4-е класса:

- Марковские модели [1];
- графические модели [2];
- непосредственное моделирование системы на основе метода Монте Карло (МК) [3];
- дискретные динамические деревья событий (ДДДС) [4].

Наиболее гибкими для применения в анализе безопасности АЭС являются МК и ДДС методы. Основная проблема в применении ДДС методов

заключается в комбинаторном взрыве при уточнении дискретности. В МК методах, комбинаторный взрыв избегается, но они требуют огромного количества вариантов расчетов детерминистического кода для уверенной идентификации маловероятных ( $10^{-6}$  -  $10^{-8}$ ), но потенциально опасных событий.

В статье рассматривается подход ДВАБ метод на основе применения ИТ - генетического алгоритма (ГА-ДВАБ) позволяющий проводить исследование пространства неопределенностей и сценариев АЭС наиболее эффективным образом с вычислительной точки зрения.

## 2.2. Подход ГА-ДВАБ

Нарушение нормальной работы АЭС, ее уязвимость заключается в сценариях, содержащих начальные события, отказы компонент, действия оператора, функционирование систем контроля и безопасности, приводящих к отказу барьеров безопасности (например, оболочки тепловыделяющих элементов (ТВЭЛ) и т.п). Уязвимости могут быть идентифицированы в процессе исследования пространства неопределенностей АЭС (неопределенности, носящие чисто случайный характер и неточности моделирования). Критические для безопасности параметры (например, максимальная температура оболочки ТВЭЛов и т.п.) могут быть использованы как функция, управляющая процессом исследования уязвимости АЭС. АЭС является сложной, нелинейной системой и, следовательно, упомянутая функция будет нелинейная с локальными экстремумами.

Существуют две типичные задачи идентификации ДВАБ анализа:

1. наихудшего сценария с наихудшими последствиями;
2. области отказа или подобластей в пространстве возможных сценариев АЭС, где превышает барьер, связанный с некоторыми пределами безопасности.

В данной работе усилия концентрируются на идентификации потенциальных уязвимостей АЭС. Для этого применяется адаптивная стратегия на основе алгоритмов семейства поиска глобального оптимума, позволяющая проводить более детальное исследование параметрического пространства в потенциально опасных областях (областях отказа). В методе используется генетический алгоритм (ГА)[5]. ГА является эвристическим методом, использующий технику и терминологию, заимствованную из биологии, для нахождения глобального оптимума функции  $Y=F(U)$ .  $U$  – вектор параметров и представляет неопределенности, связанные с моделированием и функционированием АЭС (например, времена отказа или срабатывания оборудования, задержки активирования систем безопасности, коэффициенты теплообмена и т.п.). ГА не имеет ограничений на тип функции приспособленности  $F(U)$  и на независимые параметры  $U$  (непрерывные и дискретные могут быть использованы), что делает простым его использование совместно с детерминистическими системными кодами. В ГА относительно

легко реализуются параллельные расчеты, что серьезно снижает расчетное время для детального ДВАБ анализа.

Шаги использования ГА-ДВАБ следующие. Вначале определяется пространство поиска на основе вектора  $U$ . Функция  $F$  базируется на критических значениях системных параметров. Далее пространства событий АЭС и его параметры неопределенностей  $U$  отображаются на вектор параметров ГА -  $X$  (хромосомы по терминологии ГА). Третий шаг концентрируется на исследовании пространства неопределенностей для нахождения условий, при которых нарушаются требования безопасности. ГА исследует пространство неопределенностей для нахождения множества значений  $X$ , при которых имеется определенная степень нарушения барьеров безопасности, описанных функцией  $Y=F(U)$ . Степень нарушения  $Y_{TAR}$ , может быть определена, например, на основании требований контролирующей организации. Области в пространстве значений входных параметров  $U$ , в которых  $Y > Y_{TAR}$ , называются областями отказа. Для идентификации наиболее худшего сценария исходная  $Y$  может быть использована непосредственно как функция приспособленности, но в некоторых случаях  $Y$  должна быть преобразована. После нахождения наихудшей аварии или идентификации областей отказа могут быть оценены их вероятностные характеристики.

ГА-ДВАБ подход реализован на базе NPO (Nuclear Plant Optimizer) кода [6] разработанного для автоматизации анализа безопасности АЭС с использованием параллельных расчетов. Для ГА-ДВАБ адаптированы следующие основные системные коды: Relap5/Parcs, MELCOR 1.8x, 2.x [7]. Важным аспектом, повышающим эффективность ДВАБ расчетов, является возможность их реализации в системе параллельных вычислений. Это может быть реализовано двояко. Первый вариант базируется на распараллеливании расчетов самих детерминистических кодов, что обычно реализуется разработчиками кодов. В настоящее время этот процесс находится на начальной стадии и большинство системных кодов выполняются в последовательном режиме. Поэтому первый вариант не используется в ГА-ДВАБ. Во втором случае распараллеливанию подлежат непосредственно сами варианты расчетов, распределяемые на узлы кластера, что оказывается очень эффективным т.к. время коммуникации между узлами пренебрежимо мало по сравнению с расчетным временем каждого варианта. В NPO используется система распараллеливания PVM в стандартной концепции slave – master. Использование достаточно старой PVM обусловлено двумя причинами. В первую очередь историческими – в момент создания NPO у авторов отсутствовала возможность использования суперкомпьютеров. Во вторых, в силу особенностей расчетов переход на более современную систему MPI не дает какого либо преимуществ по расчетам, но дает возможность использовать суперкомпьютеры, что является мотивацией для дальнейших работ.

### 2.3. Пример использования ГА-ДВАБ подхода

Задача поиска наиболее опасной ситуации рассматривается для реакторной установки (РУ) ВВЭР-1000/В320. Для детерминистического анализа использовался код Relap5 mod 3.3. Возможные аварии основывались на вариации: размера и места течи из первого контура РУ, комбинаций отказов систем безопасности и временных запаздываний их активации, параметров моделей кода Relap5, действий оператора АЭС. Размерность параметрического пространства равна 58. Вероятностные характеристики параметров выбирались по результатам анализа неопределенностей (АН) [8]. Функция приспособляемости ГА базировалась на максимальном значении температуры оболочки ТВЭЛов ( $T_{об}$ ) в активной зоне реактора.

В ГА-ДВАБ задаче было рассчитано 943 варианта, в 7-и из которых  $T_{об}$  превышает  $1300K^{\circ}$ . Для расчетов использовался кластер из 72 CPU. Расчетное время составило 54,1 часов. Наихудшие аварийные сценарии представлены на рис. 1. При увеличении количества расчетных вариантов в ГА-ДВАБ задаче до 1700 удалось найти более опасные варианты аварий с  $T_{об}$  близкой к  $1700K^{\circ}$ .

Анализ найденных аварийных ситуаций определил, что причиной повышения  $T_{об}$  является сложное взаимодействие между различными компонентами системы и действиями оператора АЭС по активации системы безопасности (JDH to PRZ на рис 1) [9]. Таким образом, решение ГА-ДВАБ задачи позволило найти неочевидный и парадоксальный аварийный случай, когда правильные действия оператора приводят сложную систему АЭС к опасным последствиям, что не определяется стандартными средствами ВАБ.

На основе проведенных расчетов были выделены следующие проблемы:

- Большая размерность параметрического пространства приводит к так называемому «проклятию размерности» [10] при проведении вероятностных расчетов
- Для сложных задач возможен немонотонный характер изменения функции приспособленности ГА на пространстве неопределенностей
- Сложный тип границ области отказа, возможность несвязанных областей отказа
- Сильное изменение чувствительности функции приспособленности для различных варьируемых параметров
- Существенная корреляция между входными параметрами модели

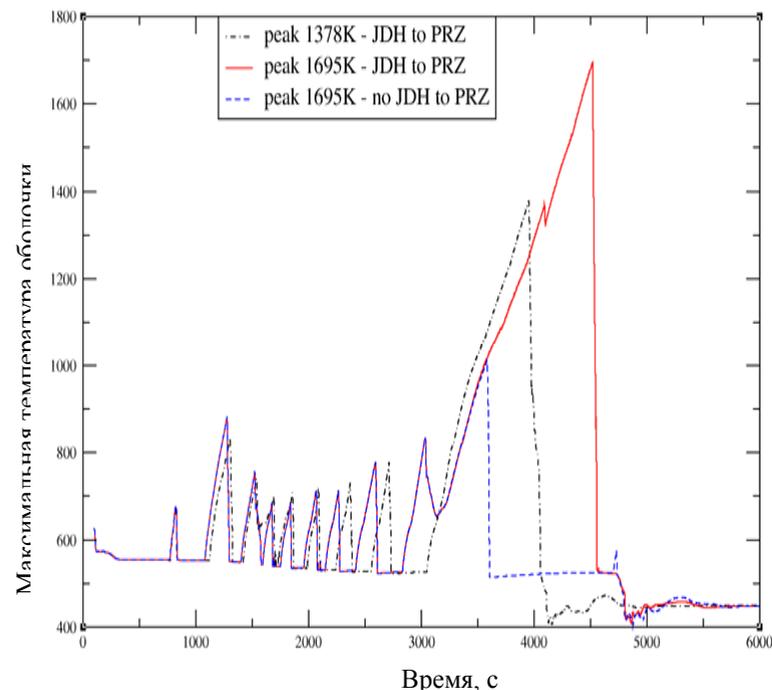


Рис 1 Изменение  $T_{об}$  в зависимости от времени аварии для различных вариантов максимальной температуры:  $1378K$  и  $1695K$  для активации системы безопасности в компенсатор давления (JDH to PRZ); для аварии с  $1695K$ , но без активации системы безопасности (no JDH to PRZ).

- Необходимость оценок областей малой вероятности –  $10^{-5} \div 10^{-6}$

Для их решения необходимо:

- модификация стандартного алгоритма ГА
- использование нескольких методов вероятностных оценок для последующей кросс-верификации результатов.

### 2.4. Повышение эффективности ГА процедур для ГА-ДВАБ

Данное направление базируется на следующем. Во первых, необходима модификация стандартных параметров ГА. Например, необходимо увеличивать вероятность мутации до диапазона  $0,4 - 0,5$  в противовес часто

используемым значениям 0,01. Это дает лучшее исследование параметрического пространства и уменьшает корреляцию между точками. Далее, были разработаны алгоритмы, модифицирующие стандартный ГА, для увеличения эффективности выделения областей отказа, идентификации их границ. Например, вводится ограничение на функцию приспособленности на основе параметра  $C$ , который определяется в процентах от  $Y_{TAR}$ . Тогда функция приспособленности  $F_i$  члена популяции  $i$  модифицируется (для верхней границы):

$$F'_i = \begin{cases} F_i & ; & F_i < Y_{TAR} + Y_{TAR} \cdot C \\ Y_{TAR} + Y_{TAR} \cdot C & ; & F_i \geq Y_{TAR} + Y_{TAR} \cdot C \end{cases}, \quad (1)$$

что делает все точки внутри области отказа одинаково привлекательными для процесса поиска.

Как пример можно рассмотреть оптимизацию механизма мутации для генов непрерывного (вещественного) типа. В применяемом ГА мутация определяет новое значения гена  $x_{in}$  по выражению:  $x_{in} = x_{io} + g_m g_s \Delta x_i$ . Здесь  $x_{io}$  старое значение,  $g_m$  случайное число,  $\Delta x_i$  – максимально возможный разброс значения для гена,  $g_s$  – параметр, определяющий разброс значений при мутации. Для решения стандартных оптимизационных задач  $g_s = 0,08$  обеспечивает наибольшую эффективность ГА. При изучении влияния параметра  $g_s$  задача ГА-ДВАБ была создана на основе функции, имеющей множество локальных минимумов:

$$Y = F(x_1, \dots, x_N) = 10N + \sum_{n=1}^N [x_n^2 - 10 \cos(2\pi x_n)] \quad (2)$$

Рассматривалось влияние параметра  $g_s$  на результат вероятностных оценок с  $N=50$ . На рис 2 представлены результаты для параметров:  $CoV$  - коэффициента вариации,  $V_r$  - степень покрытия пространства неопределенностей в процессе поиска ГА, количества расчетов (2), найденный минимум (2). Рис 2 (а), показывает, что параметр  $CoV$  уменьшается, а число расчетов (2) увеличивается в зависимости от  $g_s$ . На рис 2 (б) лучшее покрытие параметрического пространства  $V_r$  достигается с увеличением  $g_s$ , во время как нахождение глобального минимума **Ошибка! Источник ссылки не найден.** становится хуже. Баланс между разными параметрами достигается для  $g_s$  в диапазоне 0,25 – 0,3, использование которого в вышерассмотренном варианте ВВЭР-1000 подтвердило лучшее исследование области отказа по результирующим вероятностным оценкам.

## 2.5. Методы оценки результирующей вероятности для ГА-ДВАБ

В задачах определения областей отказа необходимо оценивать вероятность попадания в них. Для ГА-ДВАБ был разработан метод вероятностных оценок на основе определения статистических характеристик полученных ГА

выборки, который эффективно работает для относительно малых размерностей параметрического пространства. Для больших размерностей, желательно иметь несколько вариантов оценки вероятности для их кросс-верификации. В настоящее время разработано два метода и исследуются другие.

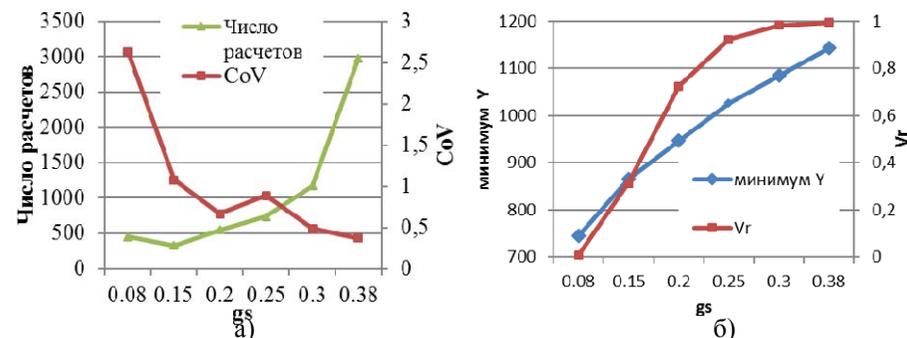


Рис 2 Зависимости:  $CoV$  и число вызовов (2) (а);  $V_r$  и найденный минимум  $Y$  (б) от  $g_s$ .

### 2.5.1 Метод вероятностных оценок на основе метода существенной выборки

В методе используется тот факт, что ГА принадлежит к классу стохастических алгоритмов, т.к. имеются вероятностные процедуры в операциях скрещивания и мутации. Поэтому по варьируемым параметрам  $U$  и результирующим значениям  $Y=F(U)$  имеется статистические данные. На их основе необходимо оценить вероятность  $P(Y > Y_{TAR})$  или  $P(Y < Y_{TAR})$ . В данной работе используется подход схожий с методом существенной выборки метода МК. Исходная функция плотности распределения  $U \rightarrow f(U)$  заменяется смещенной функцией  $h(U)$  и результирующая вероятность можно оценить как:

$$P'(Y > Y_{TAR}) = \frac{1}{N_{GA}} \sum_{j=1}^{N_{GA}} I(Y > Y_{TAR}) \frac{f(U_j)}{h(U_j)}; \quad I(Y > Y_{TAR}) = \begin{cases} 1, & Y > Y_{TAR} \\ 0, & Y \leq Y_{TAR} \end{cases} \quad (2)$$

Оценка  $h(U) \rightarrow h'(U)$  определяется на основе статистических данных ГА. В настоящее время реализованы и развиваются два подхода. В первом для  $h'(U)$  используется приближение на основе ступенчатой функции построенной по типу гистограммы. Во втором применяется метод оценок плотности распределения на основе ядерных функций (KDE) [10].

## 2.5.2 Метод вероятностных оценок на основе нейронных сетей

В методе нейронные сети (НС) используются для аппроксимации поведения сложной, нелинейной функции. Трехслойная НС прямого распространения применяется в текущей работе. Применение НС для мета-моделирования включает следующие шаги. Сначала детерминистический код используется для генерации обучающего множества  $A_t = \{U_t, Y_t\}$  на основе  $Y=F(U)$ . Затем параметры НС настраиваются в процессе обучения НС для аппроксимации отображения  $F$ . Обычно метод МК используется для создания  $A_t$ . В данном подходе ГА-ДВАБ используется для генерации  $A_t$ . Для обучения НС может быть применен стандартный алгоритм обратного распространения ошибки на основе минимизации среднеквадратической ошибки -  $E$ . Важно заметить, что НС обучается на основе ГА-ДВАБ данных, смещенных в сторону области отказа. Поэтому НС будет всегда отображать поведение  $U, Y$  в области отказа лучше, чем в других. Вычислительные ресурсы, требуемые для НС, являются малыми. Поэтому НС мы сможем использовать как мета-модель вместе с МК для определения вероятностных характеристик областей отказа.

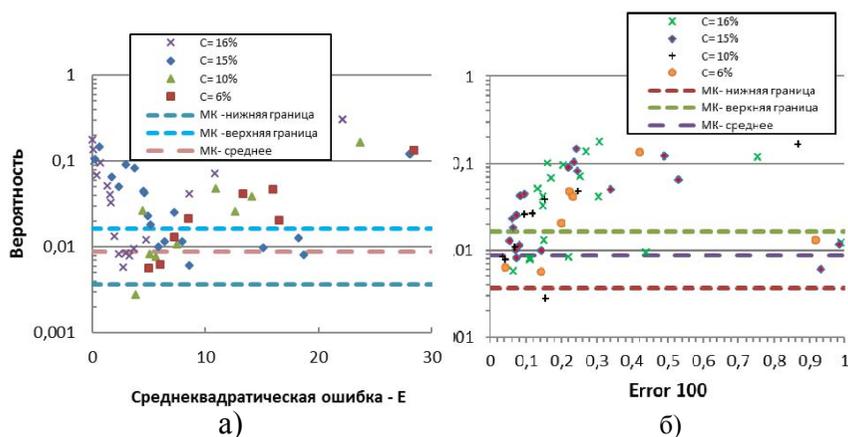


Рис 3 Вероятностные оценки на основе НС как функция: среднеквадратической ошибки (а); Error100 (б) для различных значений параметра  $C$  из (1). Доверительный интервал для МК метода показан для ВВЭР-1000 варианта на основе 1773 расчетов.

Вероятность попадания в область отказа оцененная с помощью НС как функция среднеквадратической ошибки процесса обучения для различных

значений параметра алгоритма выделения областей отказа представлена на рис.3(а). Для каждого множества обучения для различных данных идентификации области отказа имеется оптимальная стадия обучения НС, которая соответствует  $E$  в диапазоне 3 – 8. Перетренировка НС (малые  $E$ ) приводит к ухудшению вероятностных оценок по сравнению с референтными значениями метода МК.

Для решения проблемы был выработан подход контроля процесса обучения на основе вероятностных характеристик НС мета-модели. Используется тот факт, что данные сгенерированные для начальной популяции ГА являются чисто вероятностными и могут быть использованы для референтных вероятностных оценок ( $MC_{GA}$ ). Был введен параметр:

$$Error100 = \sum_{i=1}^9 \left( \frac{100\% - i \cdot 10\%}{100\%} - P(Y_N > Y_{MC_{GA}i}) \right)^2 \quad (3)$$

$Y_{MC_{GA}i}$  определяется так, что  $P(Y_{MC_{GA}} > Y_{MC_{GA}i}) = i \cdot 10\%$ ,  $i = 1, 2, \dots, 9$ . Если Error100 мало, то это означает, что вероятностные оценки на основе обученной НС близки к референтным данным метода МК. На рис 3(б) показано, что если Error100 уменьшается, то имеется лучшее согласование с данными полученными по МК. Таким образом, Error100 может быть использован как дополнительный критерий для контроля процесса обучения НС.

## 3. Использование мета-моделей при применении CFD кодов в анализе безопасности АЭС

### 3.1. Проблемы использования CFD кодов в анализе безопасности АЭС

В настоящее время анализ безопасности АЭС базируется на применении одномерных системных кодов типа Relap5, являющимися адекватными при моделировании интегральных характеристик АЭС для анализа переходных и аварийных процессов. В тоже время при необходимости учета трехмерных характеристик оборудования, получения соответствующих расчетных данных успешно используются CFD коды, как правило, на более локальном уровне, чем системные коды. С точки зрения точности желательным является использование CFD кодов для всей АЭС, однако в настоящее время для этого существует ряд ограничений: вычислительных ресурсов, способности CFD кодов полномасштабно моделировать динамику многофазных процессов. Кроме того, это часто и не нужно т.к. многие теплогидравлические процессы на АЭС существенно одномерны. Оптимальным является совместное моделирование на основе одномерного системного кода и CFD кода - (CFD-1D система). При конкретной реализации в модели выделяется область, где

значимы трехмерные эффекты – CFD домен и те места, где одномерное приближение является адекватным – домен системного кода. Связь между доменами осуществляется на основе методов декомпозиции или наложения доменов.

При декомпозиции доменов расчетная область делится между CFD и системным кодом, а связь осуществляется на границах. В мире имеется положительный опыт по реализации данной связи – например [11]. Основная проблема заключается в нестабильности расчетов связанной с трудностью достижения сходимости по параметрам на интерфейсах между доменами.

Другое направление, основанное на наложении расчетных доменов [12], применяет схему, когда домен одномерного системного кода охватывает всю моделируемую систему, а домен CFD кода ту часть, где важны трехмерные эффекты. Системный код предоставляет граничные условия для CFD кода, а он в свою очередь замыкающие величины для системного. Это могут быть, например, перепад давления, коэффициент теплообмена и т.п. В этом случае расчетная схема оказывается численно значительно более стабильной по сравнению с вариантом декомпозиции.

## 3.2. Использование мета-моделирования

По обоим направлениям имеется положительный опыт реализации, однако если необходимо использовать систему CFD-1D не для одного, но множества (от сотни до тысяч) расчетов, например, в рамках АН, ДВАБ расчетов и т.п. данная схема оказывается существенно более медленная по сравнению с расчетами на основе одномерного системного кода. Одно из решений проблемы базируется на использовании мета-моделей. Алгоритм заключается в следующем:

- проведение  $N_{\text{пер}}$  первоначальных расчетов на основе CFD или CFD-1D системы – данные настройки  $Y_{\text{пер}} = F(U_{\text{пер}}) \rightarrow \{Y_{\text{пер}}, U_{\text{пер}}\}$
- подбор параметров мета-модели на основе  $\{Y_{\text{пер}}, U_{\text{пер}}\}$
- замена CFD-1D системы на совместный расчет мета-модели с одномерным системным кодом (мета-модель-1D система) и выполнение расчетов для исследования пространства состояний моделируемой системы (АЭС)

Здесь имеются следующие проблемы. Необходимо определиться с выбором  $N_{\text{пер}}$ . Для этого можно использовать формулу Уилкса (см. ниже (3)), дающую необходимое число статистических испытаний для получения доверительного интервала для  $Y$  с определенной уверенностью. Также для этого можно использовать априорные знания о типе функции  $F$ .

Другой вопрос касается выбора типа мета-модели. Возможны следующие варианты:

1. Использование поверхности отклика на основе регрессионной модели. Часто применяется подход на основе поверхностей 2-го и 3-го порядка правомерных в случае  $F$  простого типа.
2. Модели на основе использования априорных физических знаний.
3. Нейронные сети. Данное направление также можно рассматривать как подход черного ящика, т.к. какие либо предположения о  $F$  не используются. С помощью НС возможно отобразить нелинейность  $F$  любого типа, но существует трудность физической интерпретации НС.

При использовании направления (2) часто используется подход по построению суррогатной модели основанный на огрублении исходной модели, на основе имеющихся априорных физических знаний проводится переход от трехмерной модели к двух или одно мерной, используются асимптотические приближения и т.д.:  $Y=F(U) \rightarrow Y=F_{\text{sim}}(U,A)$ . Параметры  $A$  находятся на основе подгонки под имеющиеся экспериментальные или расчетные данные (см. например [13]). Как правило,  $A$  не является функцией от  $U$ :  $A=f(U)$ . В альтернативном подходе к направлению (2) можно совместить гибкость мета-моделирования на основе НС и имеющиеся априорные знания. В этом случае  $A=f(U)$  и  $f$  ищется на основе НС. Достоинство подхода заключается в возможности более гибкой и точной аппроксимации. Также в  $F_{\text{sim}}$  можно использовать более общие априорные соображения. Трудность же лежит в более сложном процессе обучения НС. Работы по данному направлению находятся в процессе развития.

В текущей работе представлены результаты разработки мета-моделирования по направлению (3) на основе CFD-1D модели для установки TALL-3D Королевского технологического института (Стокгольм) [12] призванной моделировать процессы в ядерных реакторах с жидко-металлическим теплоносителем. Она представляет собой петлю с тремя нитками и одной 3D секцией бассейнового типа – рис. 4. В контуре теплогидравлические процессы адекватно описываются одномерным приближением. В 3D секции из-за формирования температурной стратификации необходимо использовать 3D моделирование. Температура на выходе 3D секции влияет на расход в контуре и его распределения по ниткам, что важно для моделирования процесса естественной циркуляции и его срыва.

## 3.3. Разработка мета-модели для установки TALL-3D

Для моделирования TALL-3D была выбрана схема с наложением расчетных доменов [12]. Одномерная часть модели выполнена на коде Relap5 – LBE (ENEA). CFD код Star-CCM+ использовался для 3D секции, где применялась 2D полихедральная сетка, содержащая 91011 объемов. Связь между кодами осуществлялась на основе Java интерфейса кода Star-CCM+. Проведенные расчеты на основе созданной CFD-1D системы показали, что имеется значимое отличие от моделирования только одномерным кодом Relap5 в

области переходных режимах, где точность моделирования температурной стратификации оказывает существенное влияние.

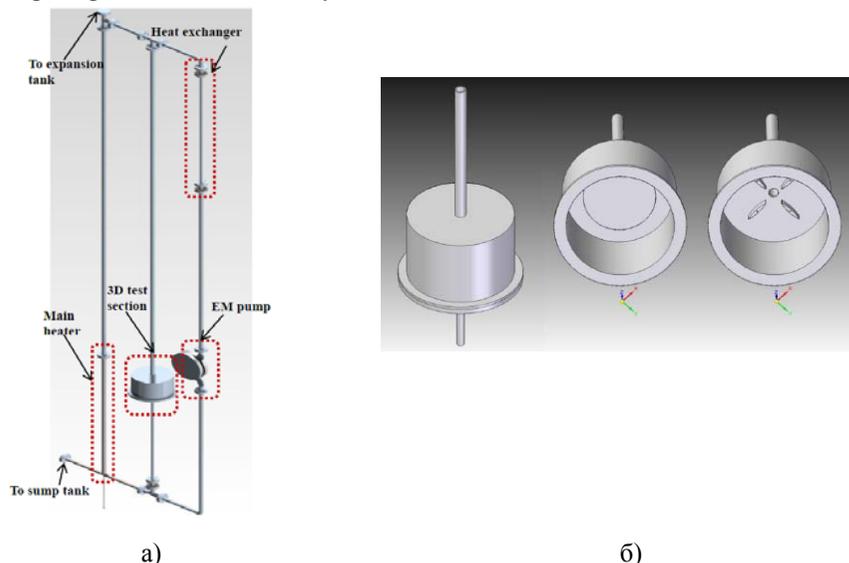


Рис. 4 а) Схема TALL-3D экспериментальной установки; б) Увеличенный вид 3D секции.

Задача текущей работы заключалась в исследовании возможности применения мета-моделирования по направлению (3) для CFD-1D системы. Для этого были выбраны следующие 4 режима работы установки TALL-3D, являющиеся наиболее представительными:

- **Режим 1** – переход от вынужденной к естественной циркуляции; обогрев 3D секции - постоянно
- **Режим 2** - переход от вынужденной к естественной циркуляции; обогрев 3D секции с 0 сек
- **Режим 3** – естественная циркуляция; обогрев 3D секции с 0 сек
- **Режим 4** – переход от естественной циркуляции к вынужденной; обогрев 3D секции с 0 сек

Между моделью 3D секции и Relap5 передавались следующие моделируемые величины:

- Расход на входе 3D секции - независимая переменная
- температуры входа и выхода 3D секции - (зависимая/независимая переменная в соответствии со знаком расхода)

НС использовалась той же архитектуры, что и ранее. Обучение осуществлялось на основе минимизации среднеквадратичной ошибки.

Учитывалась возможность влияния предистории  $\Delta t$  независимых переменных на основе формирования входных нейронов для некой временной точки  $t_i$  на основе данных из интервала  $[t_i, t_i - \Delta t]$ , что является физически обоснованным динамикой процессов температурной стратификации в 3D секции. Особенностью данной системы является изменение знака расхода в рассматриваемых режимах. Это меняет зависимость переменную выходная/входная температура, что в определенном смысле конфликтует с попыткой учесть предисторию и существенно затрудняет обучение НС. Решение было найдено на основе выделения в динамическом процессе переходного окна по параметру  $\Delta t$  и временной точки смены знака расхода. Т.к. динамика процессов разная в рамках переходного окна, когда имеется внутреннее возмущение в 3D секции, и другими областями, то логично выделить две независимые НС для их моделирования. Это решило проблему с настройкой НС. В результате НС имеет следующие входные узлы: предистория  $\Delta t$  изменения независимых параметров, мощность, подводимая к 3D секции, интегральное значение расхода с последней смены знака, идентификация – положительный/отрицательный расход. Использовались следующие данные: 8508 точек для обучения, 1193 для проверки, переходное окно – 222 точки. Узлы НС: 59 входных – 41 скрытых – 1 выходной. Точность моделирования НС приведена в табл.1, которая для текущих целей признана достаточной, хотя может быть еще далее улучшена.

Тип данных	Среднеквадратичное отклонение, $\sigma$	Максимальное отклонение, $^{\circ}\text{C}$
Обучение	0,547977	7,22
Переходное окно	0,200846	1,02
Проверки	0,57545	10,49

Табл. 1 Точность моделирования настроенной НС

На основе настроенной НС моделировалась работа системы метамодель-1D. Результаты моделирования **Режима 2** с помощью НС, а также на основе кода Relap5, CFD-1D системы и результаты настройки НС представлены на рис. 5. Видно, что имеется значимое различие между одномерным кодом Relap5 и CFD-1D системой. Также заметно, что мета-модель на основе НС обеспечивает хорошую воспроизводимость CFD-1D системы. Схожие результаты были получены по остальным режимам. В результате проведенных работ был создан программный скелет NeuroMeta системы мета-моделирования для вышерассмотренного направления 3 и полученный опыт показывает, что требуемое качество отображения достижимо, но нужна адаптация структуры НС под текущую задачу.

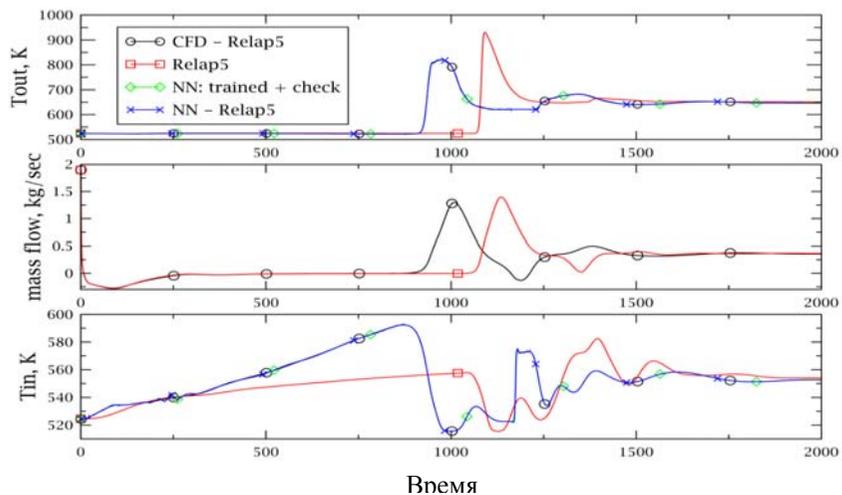


Рис. 5 Моделирование **Режима 2** (входная температура –  $T_{in}$ , расход – mass flow, выходная температура –  $T_{out}$ ) для установки TALL-3D на основе кода Relap5, CFD-1D системы (CFD-Relap5), НС: обучение и проверка (NN: trained+checked), НС: моделирования связи с Relap5 (NN-Relap5)

## 4. Проблема идентификации аварии на АЭС

### 4.1. Представление проблемы

При работе АЭС происходит взаимодействие компонентов и физических процессов, что определяет сложное поведение, как отдельных элементов, так и всей системы при нормальной эксплуатации и, особенно, в аварийных режимах. Поток информации, поступающий к оператору, характеризуется многомерностью, взаимовлиянием между компонентами, наложением стохастических погрешностей. Это затрудняет правильную идентификацию состояний системы, прогнозирование их развития и планирование эффективных противоаварийных мероприятий, что особенно актуально в том случае, когда необходимо быстро принять решение. В дополнение необходимо учесть погрешность (неопределенность) моделирования современными расчетными кодами типа Relap5, что затрудняет прогнозирование характеристик реальных аварийных процессов и, следовательно, корректную идентификацию стадий аварий. Существующие системы поддержки оператора на АЭС зачастую базируются на определении предаварийной ситуации и факте возникновения аварии на основе идентификации отклонения контролируемых параметров от номинальных значений. Однако для принятия действенных противоаварийных мероприятий необходима система, позволяющая также определять тип аварийной ситуации

и осуществлять поддержку оператора или кризисного центра непосредственно во время протекания аварии.

### 4.2. Постановка задачи

Постановка задачи может быть следующая. При работе АЭС контролируется вектор параметров  $Y$ . Также имеется множество возможных аварийных ситуаций на АЭС -  $A = \{A_i\}_{i=1}^n$  (может формироваться на основе ВАБ/ДВАБ). Задача заключается в установлении соответствия между реализацией множества  $A \rightarrow Y_A$  и конкретным элементом множества  $A \rightarrow A_i \rightarrow Y_{Ai}$ , что можно определить из анализа динамики АЭС во время аварии с помощью системных кодов типа Relap5 на основе расчета значений вектора наблюдений  $Y: A_i \rightarrow Y_{Aic}$ . Задача системы идентификации состоит в автоматизации процесса соотнесения во время аварии величин  $Y_{Ai}$  и  $Y_{Aic}$  (реальных и смоделированных с помощью системного кода) и определении соответствующего элемента  $A_i \in A$ . Расчетные коды моделируют процессы с погрешностью  $\Delta Y_{Ai} = Y_{Aic} - Y_{Ai}$ , которая носит, в общем случае, случайный характер. Кроме того существуют параметры модели аварии имеющие чисто стохастическую природу. Например, текущая мощность реактора, температура охлаждающей воды САОЗ, отказы систем и т.д., дающие дополнительную стохастическую составляющую в  $\Delta Y_{Ai}$ . Анализ ИТ и учет выше приведенных условий определяет, что для соотнесения величин  $Y_{Aic}$  и  $Y_{Ai}$  как во время наступления аварии, так и в процессе ее протекания, подходят НС, а  $\Delta Y_{Ai}$ , предлагается учитывать в рамках метода АН.

### 4.3. Идентификация аварий на АЭС на основе применения нейронных сетей

В АН, неопределенности необходимо учитывать через соответствующие вероятностные распределения и использовать при генерации набора данных по каждой  $A_i$ . Существуют разные методы для анализа неопределенностей, но для сложных системных кодов и большого количества параметров методы на основе метода МК являются оптимальными. В данном подходе используются формула Уилкса для определения необходимого минимального и достаточного количества расчетов [8]:

$$1 - \frac{\alpha^K}{100} - K \left(1 - \frac{\alpha^K}{100}\right) \frac{\alpha^{K-1}}{100} \geq \frac{\beta}{100}; \quad P\{P(m \leq Y \leq M) \geq \alpha\} \geq \beta \quad (3)$$

Здесь:  $P$ - вероятность,  $Y$ - выходные данные,  $m, M$  - минимальное и максимальное значение,  $\alpha, \beta$ - вероятности,  $K$  – минимальное число расчетов. Тогда для получения 95% ( $\alpha$ ) доверительного интервала изменения  $Y$  с 95% уверенностью ( $\beta$ ), необходимо выполнить  $K=93$  расчёта.

Для повышения эффективности расчетов АН в подходе используется метод латинских гиперкубов (ЛГ), позволяющий улучшить эффективность

стандартного метода МК, а также параллельные вычисления, реализованные в программной системе NPO. Метод МК оказывается недостаточно эффективным, когда имеется большая размерность пространства и имеются длинные «хвосты» функций плотности распределения. ЛГ является одним из подвидов метода МК и дает больше гарантии, что точки могут оказаться в маловероятных областях.

Важной компонентой предлагаемого подхода является использование ИТ на основе НС. При этом значимым вопросам являются правильный выбор архитектуры НС и процедуры ее обучения. Организация процедуры обучения НС базируется на обеспечении максимального качества идентификации. Для этого исходные данные для ее тренировки (настройки) случайным образом разделяются на два подмножества – обучающее и контрольное в пропорции 75% и 25%, что часто используется в НС. Для обучения применяется алгоритм обратного распространения ошибки с адаптивной коррекцией. Формирование обучающего и контрольного множеств для НС является важным элементом архитектуры предлагаемого подхода. Так как на сегодняшний день отсутствуют фактические данные изменения параметров АЭС по полному спектру возможных аварий  $A$ , то в данном методе обучающее множество образуется с помощью моделирования на основе системных кодов.

Отладка и проверка работоспособности предлагаемого метода проводилась на основе моделей АЭС для системного кода Relap5 для РУ ВВЭР-440/B213 и ВВЭР-1000/B320. Множество  $A$  было сформировано на основе аварий типа течи из первого контура с возможной вариацией места - холодная или горячая нитка ГЦТ. Размер течей варьировался с шагом 10 мм от 20 до 90 мм условного диаметра. На это накладывались возможные комбинации отказов системы безопасности различного типа. Всего в множество  $A$  было включено 62 типов аварий.

Для АН необходимо выделить соответствующие параметры модели, для чего использовались результаты работ [8], где количество параметров неопределенностей достигает 171. Однако имеет смысл учитывать только оказывавшие наибольшее влияние на характеристики безопасности АЭС – т.е. использовать результаты анализа чувствительности. В результате было отобрано 9 наиболее существенных факторов.

Другой важной задачей является правильный выбор множества параметров для мониторинга состояния АЭС. При рассмотрении модели конкретных РУ были выбраны 24 параметра: давление на входе и выходе активной зоны, расход по петлям и т.д.

Значимым моментом является определение оптимальных параметров НС - количества слоев и нейронов в каждом слое, т.к. существует известная проблема переобученности НС при слишком большом количестве нейронов, и плохое прогнозирование в противном случае. Исследования зависимости качества обучения НС (средней вероятности ошибки на контрольной выборке) от числа нейронов в скрытом слое показали: существует оптимум в

количестве нейронов, после которого дальнейшее их увеличение не приводит к улучшению качества сети; наличие локальных оптимумов в зависимости.

Для работ с НС была разработана программа *neuroV* для выполнения операций по автоматизированному нахождению параметров НС, ее обучению и распознаванию аварийной ситуации. В ней реализовано два алгоритма поиска оптимальной структуры НС. Первый использует последовательный перебор всех возможных комбинаций нейронов по заданному количеству скрытых слоев. Однако он будет неэффективен при наличии нескольких скрытых слоев и широком диапазоне изменения количества нейронов, а также при наличии локальных оптимумов. Для решения проблемы был разработан метод поиска архитектуры НС на основе ГА. Пример расчетов по нахождению оптимальной структуры НС с использованием ГА с помощью программы *neuroV* приведен на рис.6. Использовалась НС с двумя скрытыми слоями, в которых нейроны варьировались соответственно в диапазонах:  $20 \div 100$ ;  $1 \div 100$ . Возможное количество всех комбинаций составляет 8000 вариантов. На рис.7 представлены аппроксимирующие поверхности для нормированной ошибки обучения в зависимости от варьирования числа нейронов по слоям для разных вариантов: в ГА2 использовался постоянный параметр скорости обучения, в ГА3 адаптивный. Видно, что зависимость имеет немонотонный характер и использование стандартных методов оптимизации будет неэффективно. Однако ГА позволяет находить глобальный оптимум за существенно меньшее число шагов –  $30 \div 50$ . Для повышения вычислительной эффективности процесса поиска ГА в программе *neuroV* имеется возможность его распараллеливания, реализованная на основе PVM.

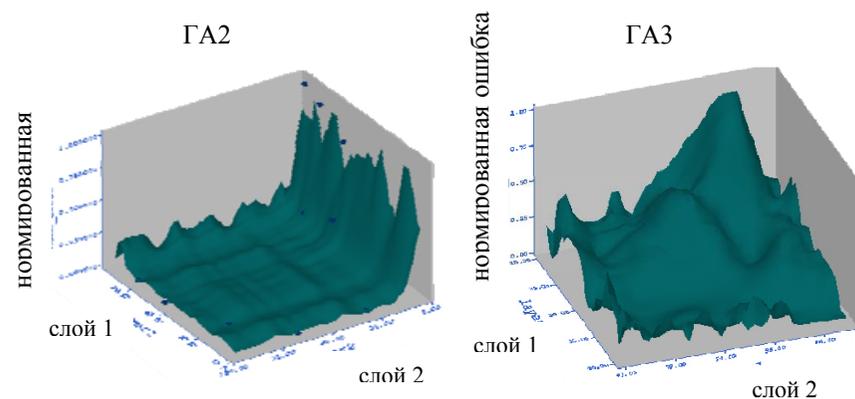


Рис.6 Аппроксимирующая поверхность зависимости ошибки обучения от числа нейронов в слоях для вариантов обучения ГА2 и ГА3.

После определения оптимальной структуры нейронной сети необходимо осуществить настройку системы. Для этого был разработан итерационный алгоритм на основе итераций «обучение – проверка», функционирование

которого в neuroV обеспечивает успешное обучение НС распознаванию типа аварии. Также были показаны хорошие обобщающие свойства настроенной системы идентификации в рамках исследования возможности качественно правильного распознавания аварий, на которые система не была первоначально настроена.

В дальнейших работах планируется изучение возможности использования системы для идентификации стадий развития аварий и формирования обучающего множества с использованием результатов ДВАБ, рассмотренного ранее. Эффективность настройки НС также может быть серьезно увеличена на базе использования технологии CUDA.

## 5. Заключение

В статье были рассмотрены три направления использования ИТ в ядерной энергетике. Было показано, что применяемые новые технологии совместно с существующими позволяют получить качественно новый уровень анализа, существенно повысить его вычислительную эффективность. Хотя представленные методы используются в ядерной энергетике, в то же время данный опыт не теряет своей общности при его применении к другим сложным системам, например в аэрокосмической индустрии, химической промышленности и т.д..

### Список литературы

- [1] Belhadj M, Hassan M, Aldemir T, On the need for dynamic methodologies in risk and reliability studies, Reliability Engineering and System Safety, 1992, V38, 219-236
- [2] Coppit D, Sullivan K J, Dugan J B. Formal semantics of models for computational engineering- a case study on dynamic fault trees, Software Reliability Engineering, 11<sup>th</sup> International Symposium, San Jose, CA. USA, 8 –11 Oct. 2000, 270-282
- [3] Marseguerra M, Zio E, Devooght J, Labeau P E. A concept paper on dynamic reliability via Monte Carlo simulation, Mathematics and Computers in Simulation, 1998, V47, 371-382
- [4] Hakobyan A P. Severe Accident Analysis using Dynamic Accident Progression Event Trees, PhD Thesis, Ohio State University, 2006, 225
- [5] Mitchell Melanie, An Introduction to Genetic Algorithms, A Bradford Book The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, Fifth printing, 1999, 158
- [6] Воробьев Ю.Б., Кузнецов В.Д., Использование современных интегральных кодов для управления безопасностью АЭС, Вестник МЭИ, 2001, №5, 31-37
- [7] Байбаков В.Д., Воробьев Ю.Б., Кузнецов В.Д., Коды для расчетов ядерных реакторов, Издательство МЭИ, М., 2003, 162
- [8] Мансури Масуд, Анализ неопределенностей параметров при моделировании динамических процессов в контурах АЭС с ВВЭР, дис. к.т.н., МЭИ, 2005, 166
- [9] Vorobyev Y, Kudinov P. Development and Application of a Genetic Algorithm Based Dynamic PRA Methodology to Plant Vulnerability Search, proceedings ANS PSA 2011 International Topical Meeting on Probabilistic Safety Assessment and Analysis, Wilmington, NC, on CD-ROM, American Nuclear Society, LaGrange Park, IL, on CD-ROM, March 13-17, 2011, 15
- [10] David W. Scott, Stephan R. Sain, Multi-dimensional Density Estimation, Handbook of Statistics, 2005, V24, 229 - 261

- [11] D.L. Aumiller, E.T. Tomlinson, R. C. Bauer, A Coupled RELAP5-3D/CFD Methodology with a Proof-of-Principle Calculation, Nuclear Engineering and Design, 2001, V205, 83-90
- [12] M. Jeltsov, K. Kööp, W. Villanueva, P. Kudinov, Development of multi-scale simulation methodology for analysis of heavy liquid metal thermal hydraulics with coupled STH and CFD codes, Proceedings of The 9th International Topical Meeting on Nuclear Thermal-Hydraulics, Operation and Safety (NUTHOS-9) N9P0298 Kaohsiung, Taiwan, September 9-13, on CD-ROM, 2012, 18
- [13] S. E. Yakush, N. T. Lubchenko and P. Kudinov, SURROGATE MODELS FOR DEBRIS BED DRYOUT, The 15th International Topical Meeting on Nuclear Reactor Thermal - Hydraulics, NURETH-15, Pisa, Italy, May 12-17, on CD-ROM, 2013, 16

# Application of information technologies (genetic algorithms, neural networks, parallel calculations) in safety analysis of Nuclear Power Plants

*Yu.B. Vorobyev\**, *P. Kudinov\*\**, *M. Jeltsov\*\**, *K. Kööp\*\**, *T.V.K. Nhat\**,  
*yura@npp.mpei.ac.ru*, *pkudinov@kth.se*, *marti@safety.sci.kth.se*,  
*kaspar@safety.sci.kth.se*, *nhattvk@gmail.com*, *\*SRU «MPEI»*,  
*Krasnokazarmennaya 14, Moscow, Russia*, *\*\*Royal Institute of Technology*,  
*Valhallavägen 79, Stockholm, Sweden*

**Annotation.** This paper investigates important issues in three types of safety assessment methodologies commonly applied for Nuclear Power Plants (NPP). These methodologies are i) dynamic probabilistic safety assessment (DPSA) where application of genetic algorithm (GA) is shown to improve the efficiency of the analysis, ii) deterministic safety assessment (DSA) with meta model representation of the system using pre-performed computational fluid dynamics (CFD) code and iii) vulnerability search (e.g. identification of accident scenarios in an NPP) with application of neural network (NN). The use of advanced computational tools and methods such as genetic algorithms, neural networks and parallel computations improve the efficiency of safety analysis. To achieve the best effect, these advanced technologies are to be integrated with existing classical methods of safety analysis of the NPP.

**Key words:** information technologies, safety analysis, meta-modelling

## References

- [1] Belhadj M, Hassan M, Aldemir T, On the need for dynamic methodologies in risk and reliability studies, *Reliability Engineering and System Safety*, 1992, V38, 219-236
- [2] Coppit D, Sullivan K J, Dugan J B. Formal semantics of models for computational engineering- a case study on dynamic fault trees, *Software Reliability Engineering*, 11<sup>th</sup> International Symposium, San Jose, CA. USA, 8–11 Oct. 2000, 270-282
- [3] Marseguerra M, Zio E, Devooght J, Labeau P E. A concept paper on dynamic reliability via Monte Carlo simulation, *Mathematics and Computers in Simulation*, 1998, V47, 371-382
- [4] Hakobyan A P. Severe Accident Analysis using Dynamic Accident Progression Event Trees, PhD Thesis, Ohio State University, 2006, 225
- [5] Mitchell Melanie, *An Introduction to Genetic Algorithms*, A Bradford Book The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, Fifth printing, 1999, 158
- [6] Vorob'ev YU.B., Kuznetsov V.D., Ispol'zovanie sovremennykh integral'nykh kodov dlya upravleniya bezopasnost'yu AEHS [ The use of modern best estimate codes for controlling of the NPP safety ], *Vestnik MEHI [ Herald of MPEI ]*, 2001, №5, pp 31-37 (in Russian).
- [7] Bajbakov V.D., Vorob'ev YU.B., Kuznetsov V.D., Kody dlya raschetov yadernykh reaktorov [ Calculation codes for nuclear reactors ], *Izdatel'stvo MEHI [ MPEI Publ. ]*, M., 2003, 162 p (in Russian).
- [8] Mansuri Masud, Analiz neopredelennostej parametrov pri modelirovanii dinamicheskikh protsessov v konturakh AEHS s VVEHR [ Uncertainty analysis of parameters by modeling of dynamic processes for NPP with VVER ], dis. k.t.n. [ Phd thesis ], *MEHI [ MPEI ]*, 2005, 166 p (in Russian).

- [9] Vorobyev Y, Kudinov P. Development and Application of a Genetic Algorithm Based Dynamic PRA Methodology to Plant Vulnerability Search, proceedings ANS PSA 2011 International Topical Meeting on Probabilistic Safety Assessment and Analysis, Wilmington, NC, on CD-ROM, American Nuclear Society, LaGrange Park, IL, on CD-ROM, March 13-17, 2011, 15
- [10] David W. Scott, Stephan R. Sain, Multi-dimensional Density Estimation, *Handbook of Statistics*, 2005, V24, 229 - 261
- [11] D.L. Aumiller, E.T. Tomlinson, R. C. Bauer, A Coupled RELAP5-3D/CFD Methodology with a Proof-of-Principle Calculation, *Nuclear Engineering and Design*, 2001, V205, 83-90
- [12] M. Jeltsov, K. Kööp, W. Villanueva, P. Kudinov, Development of multi-scale simulation methodology for analysis of heavy liquid metal thermal hydraulics with coupled STH and CFD codes, *Proceedings of The 9th International Topical Meeting on Nuclear Thermal-Hydraulics, Operation and Safety (NUTHOS-9) N9P0298 Kaohsiung, Taiwan*, September 9-13, on CD-ROM, 2012, 18
- [13] S. E. Yakush, N. T. Lubchenko and P. Kudinov, SURROGATE MODELS FOR DEBRIS BED DRYOUT, *The 15th International Topical Meeting on Nuclear Reactor Thermal - Hydraulics, NURETH-15, Pisa, Italy, May 12-17, on CD-ROM, 2013, 16*