

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

Ю.Б. Воробьев¹, П. Кудинов², Ельцов М.²,
Кёоп К.², В.К.Н. Чыонг¹

¹ Каф. АЭС, НИУ «МЭИ», Москва, Россия

²Королевский технологический институт, Стокгольм, Швеция
(KTH)

- Мотивация
- ГА (Генетический алгоритм) - ДВАБ подход
 - пример расчетов
 - используемые технологии
- Совместное использование CFD кодов с имеющимися 1D кодами.
 - CFD-1D система: используемый подход
 - моделируемые процессы
 - разработка метамоделей на основе нейронных сетей
- Проблема идентификации аварии на АЭС
 - разрабатываемый подход на основе нейронных сетей.
 - используемые методы

- “Невероятные” явления на АЭС :
 - Фукусима: активная зона расплавилась на 3-х блоках в одно и тоже время?
- События продолжают возникать и являться сюрпризом каждый раз обнаруживая уязвимость в чрезвычайно сложной системе АЭС.
- Использование традиционных методов: ВАБ, 1D системные коды, методы «декомпозиция» сложных явлений на множество «суррогатных» подзадач:
 - Ложный или избыточный консерватизм
- **Использование новых (информационных) технологий в гармонии со классическими метода анализа безопасности может дать новое качество**

- ВАБ – вероятностный анализ безопасности. Ключевой метод анализа сложных систем – АЭС, авиация, космос
- Базируется на использовании:
 - Деревья отказов – определение вероятностей отказа компонентов системы
 - Деревья события – определение вероятностей попадания системы в некоторое состояние
- ВАБ может рассчитать вероятность для того, что мы знаем **как возможная проблема** (сценарий)
- ВАБ **не способен найти** что и в какой степени мы **не знаем**
- **Другие проблемы:**
 - Дискретность
 - Булева алгебра
 - Марковский характер процессов
 - Невозможность учесть связи детерминистические – вероятностные процессы т.д.
- Что может быть хуже чем отказ (оборудования)?
 - Неудачные/неправильные временные характеристики успешных операций/действий
 - Частичный успех
 - ...

Подход для поиска уязвимости

- Динамический ВАБ – ДВАБ → дополнение стандартному ВАБ
- Рассмотрим ***уязвимость как априори неизвестный сценарий*** в пространстве возможных аварий на АЭС
- Цель системы поиска уязвимости:
 - ***Нахождение сценариев с существенным риском***
 - Учет взаимодействий, **зависящих от времени** между **детерминистическими и стохастическими** параметрами
 - Отказ оборудования АЭС
 - Физические процессы
 - Система управления АЭС, действия оператора

- **Необходима «умная» система поиска!**
- ГА-ДВАБ метод органично сочетает :
 - Системный код (например, RELAP5/PARCS, MELCOR, т.д.) для детерминистического анализа аварийных процессов
 - Алгоритм поиска глобального оптимума (ГА) для идентификации опасных аварийных последовательностей
 - “Наиболее худший” сценарий
 - Области отказа (Failure domains)в пространстве возможных аварийных процессов на АЭС.
- Реализовано в GA-NPO коде; Адаптированы системные коды для анализа АЭС:
 - RELAP5/PARCS
 - MELCOR 1.8x, 2.x

Задачи

- Найти опасные сценарии в пространстве событий АЭС
- Оценить вероятность отказа

Реактор: ВВЭР-1000/В320

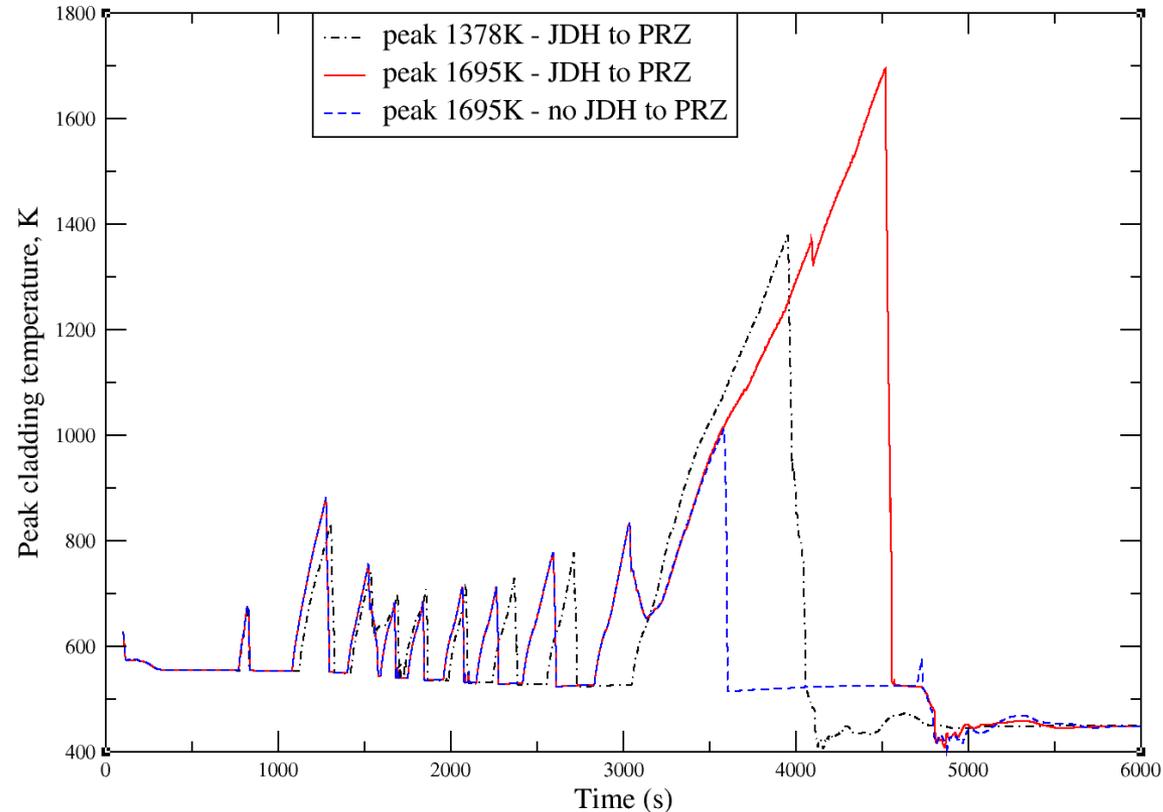
- RELAP5 модель
- 4 петли моделировались
- Все системы безопасности моделировались
- В ВВЭР-1000/**В320** существует возможность ручной активации впрыска насосов высокого давления САОЗ в КД
 - Мы рассматриваем потенциальные последствия активации этой системы во время аварии

Пространство событий:

- 59 компонент представлены в RELAP5 модели.

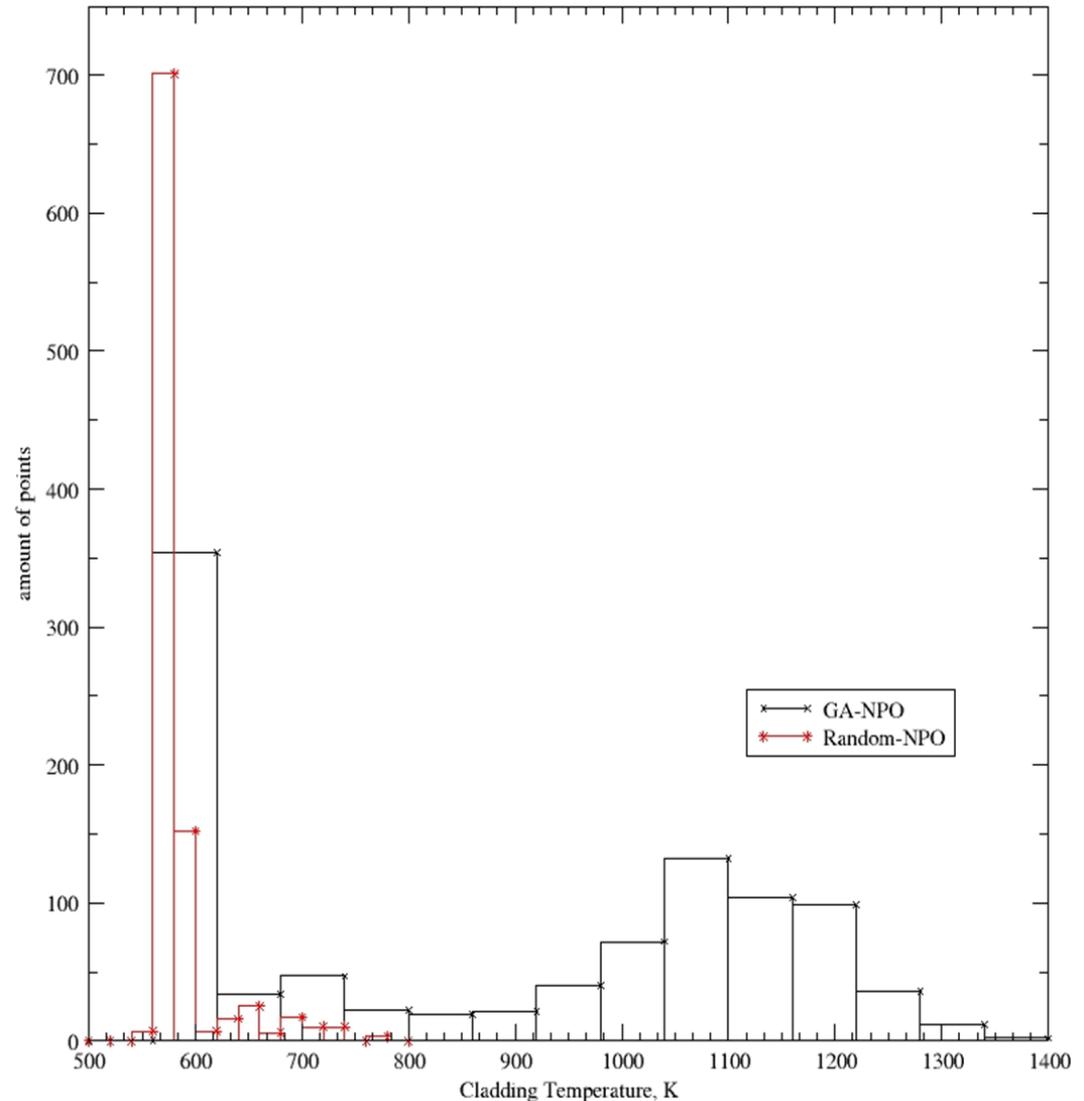
Результат:

Температура оболочки ТВЭЛов близка к опасной границе из-за **сложного взаимодействия** между различными компонентами системы безопасности и действиями оператора



- Наиболее опасный сценарий - 1700K .
- Для оценки роли действий оператора тот же самый сценарий был пересчитан без активации впрыска в КД (no JDH to PRZ).
- В этом случае максимальная температура только 1000K

Сравнение
распределения
точек полученных по
GA-NPO методу и
стандартному
Монте-Карло при
равных условиях →
**GA-NPO дает
больше
возможности
исследовать
пространство
событий в
направлении
наиболее
интересных для
нас случаев**

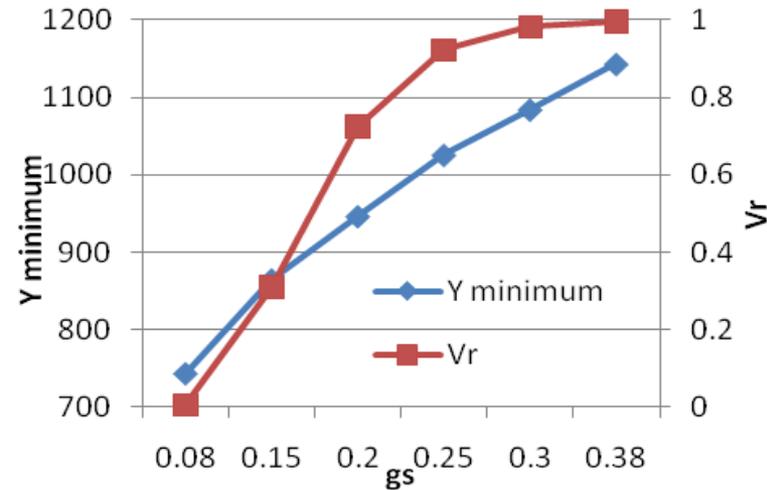
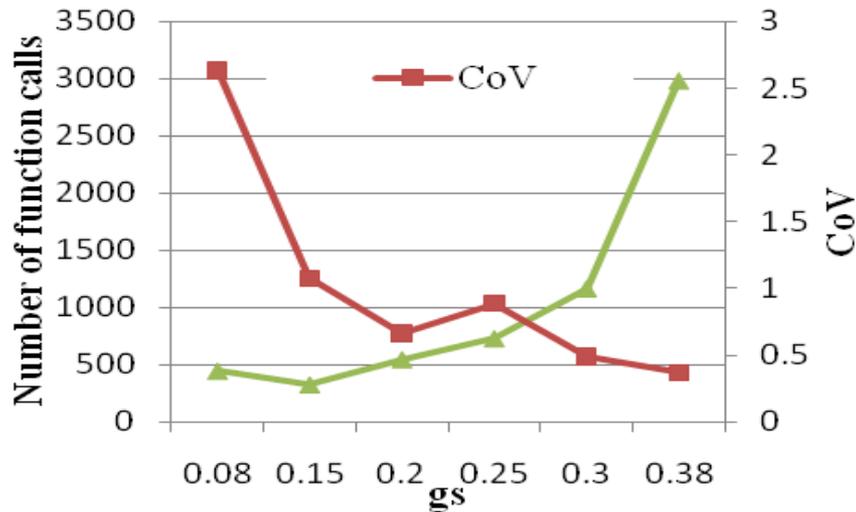


- Основные трудности:
 - ❑ Большая размерность пространства неопределенностей – «проклятие размерности»
 - ❑ Не монотонный характер изменения функции приспособленности на пространстве неопределенностей
 - ❑ Сложный тип границ области отказа, множество несвязанных областей отказа
 - ❑ Сильная вариация чувствительности функции приспособленности для различных параметров
 - ❑ Существенная кросс-корреляция между входными параметрами
 - ❑ Области малой вероятности
- Необходима модификация ГА - алгоритм глобального поиска
- Кросс-валидация вероятностных оценок – несколько методов оценок
- Параллельные вычисления

- Параллельные вычисления
 - ❖ Весьма эффективны для данного класса задач – практически линейная зависимость производительности от узлов
 - ❖ В настоящее время – реализация на PVM
 - ✓ Исторические причины
 - ✓ Производительность не зависит от системы распараллеливания
 - ❖ Рассматривается возможность перехода на MPI – исследование состояний системы с низкими вероятностями \Rightarrow увеличение размера популяции ГА
 - ❖ Реализация расчетов в облаке – основная проблема – использования системных кодов – коммерческие или ограниченного использования
- Модификация генетического алгоритма
 - Внедрение алгоритма идентификации областей отказа – 3 варианта
 - Поиск «наиболее опасных сценариев» и идентификация «областей отказа» может потребовать отличающихся значений ГА параметров.
 - Пример:
 - Мутация генов непрерывного типа базируется на нормальном распределении
 - g_s параметр определяет ширину разброса
 - Меньший g_s может быть использоваться для нахождения наиболее опасного сценария.
 - Большой g_s предоставляет лучшее покрытие области поиска и таким образом лучшую идентификацию границ области отказа

Контрольная задача, найти Y_{min} и вероятность $P(Y < Y_{TAR})$, $N=50$

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

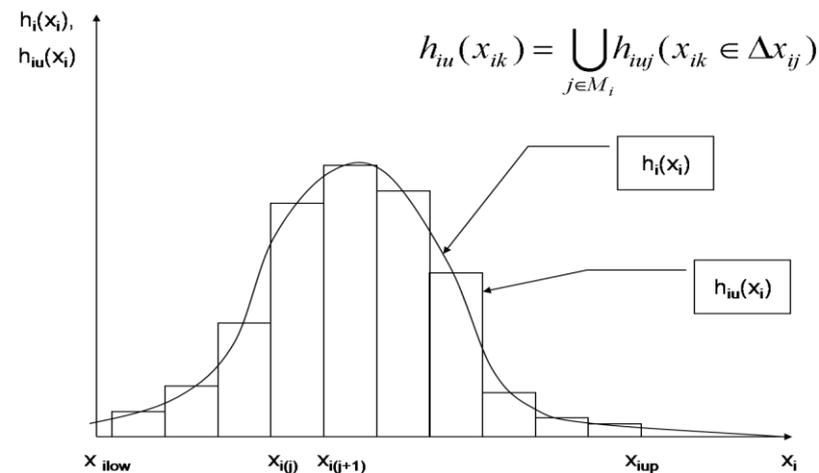


$g_s \sim 0.25 \div 0.3$ дает баланс между :

- Расчетной эффективностью (количеством вызовов функции)
- Покрытием пространства неопределенности (V_r)
- Точности в оценке
 - Y минимум
 - вероятности $P(Y < Y_{TAR})$;

- Цель – оценить вероятность $P(Y > Y_{TAR})$, где Y_{TAR} может быть критерий безопасности (например, граница температуры оболочки ТВЭЛов).
- ГА принадлежит к классу стохастических алгоритмов – множество статистических данных $Y = F(X)$, $X = \{x_1, \dots, x_n\}$.
- Мы можем использовать аппроксимацию вероятностного распределения данных $Y = F(X)$ полученных в помощью ГА.
- Затем метод существенной выборки (Importance Sampling) (GA-IS) может быть использован для оценки вероятностей.

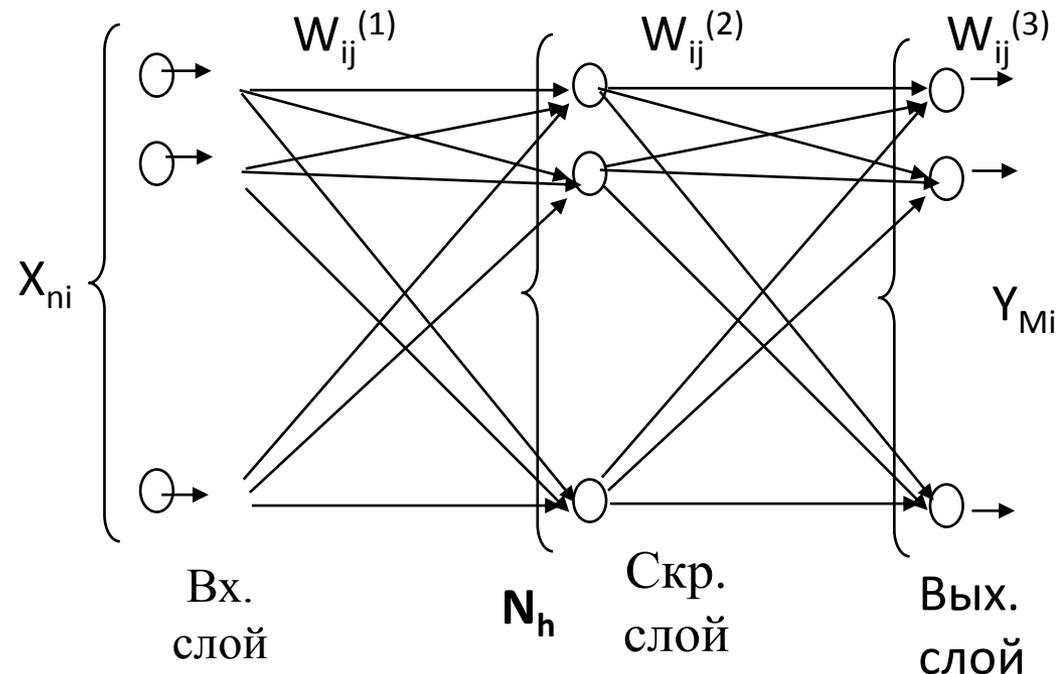
$$P'(Y > Y_{TAR}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I(Y > Y_{TAR}) \frac{f(x_j)}{h(x_j)}$$



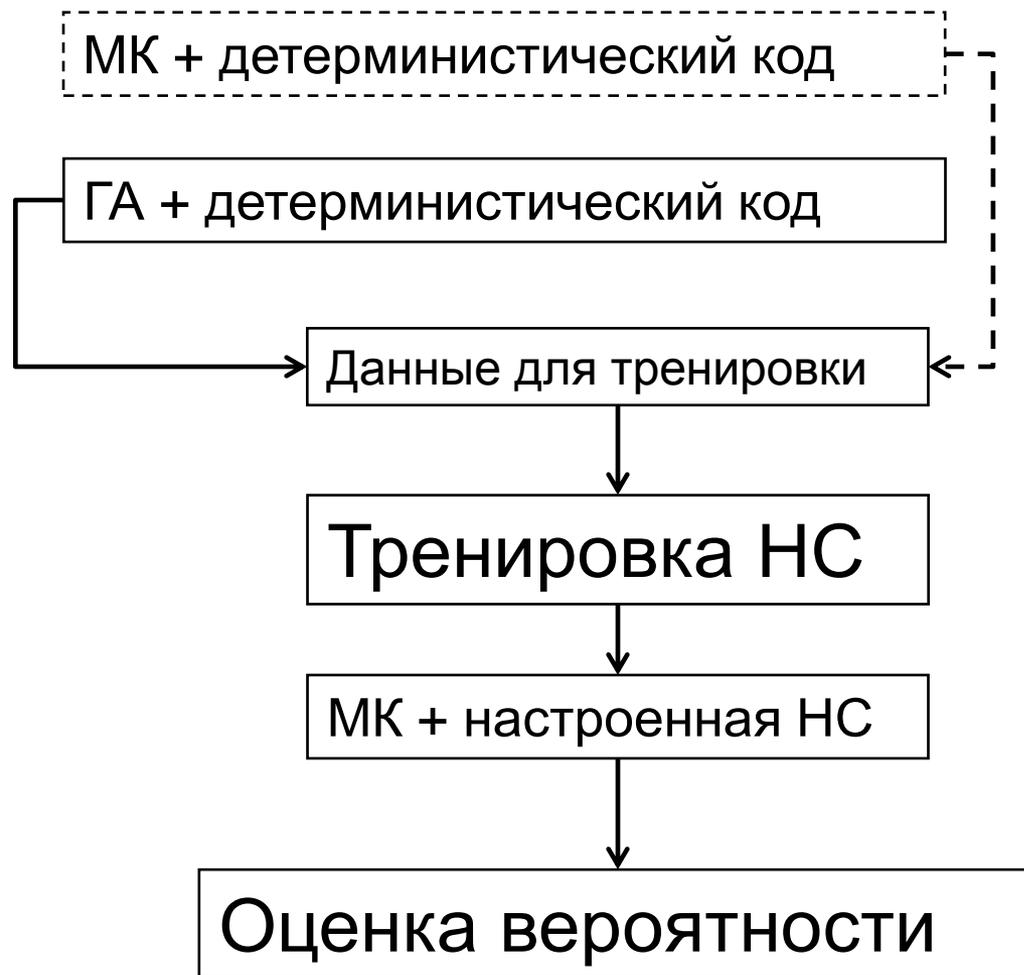
- НС может аппроксимировать поведение сложной нелинейной функции

типичная НС архитект.

Трехслойная НС прямого распространения использовалась в данной работе



- Мета моделирование с НС может быть использовано для расчета вероятностных оценок
- Возможность кросс-валидации с GA-IS



Стандартный алгоритм обратного распространения ошибки для НС для минимизации среднеквадратической ошибки

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (Y_{tij} - Y_{Ntij})^2$$

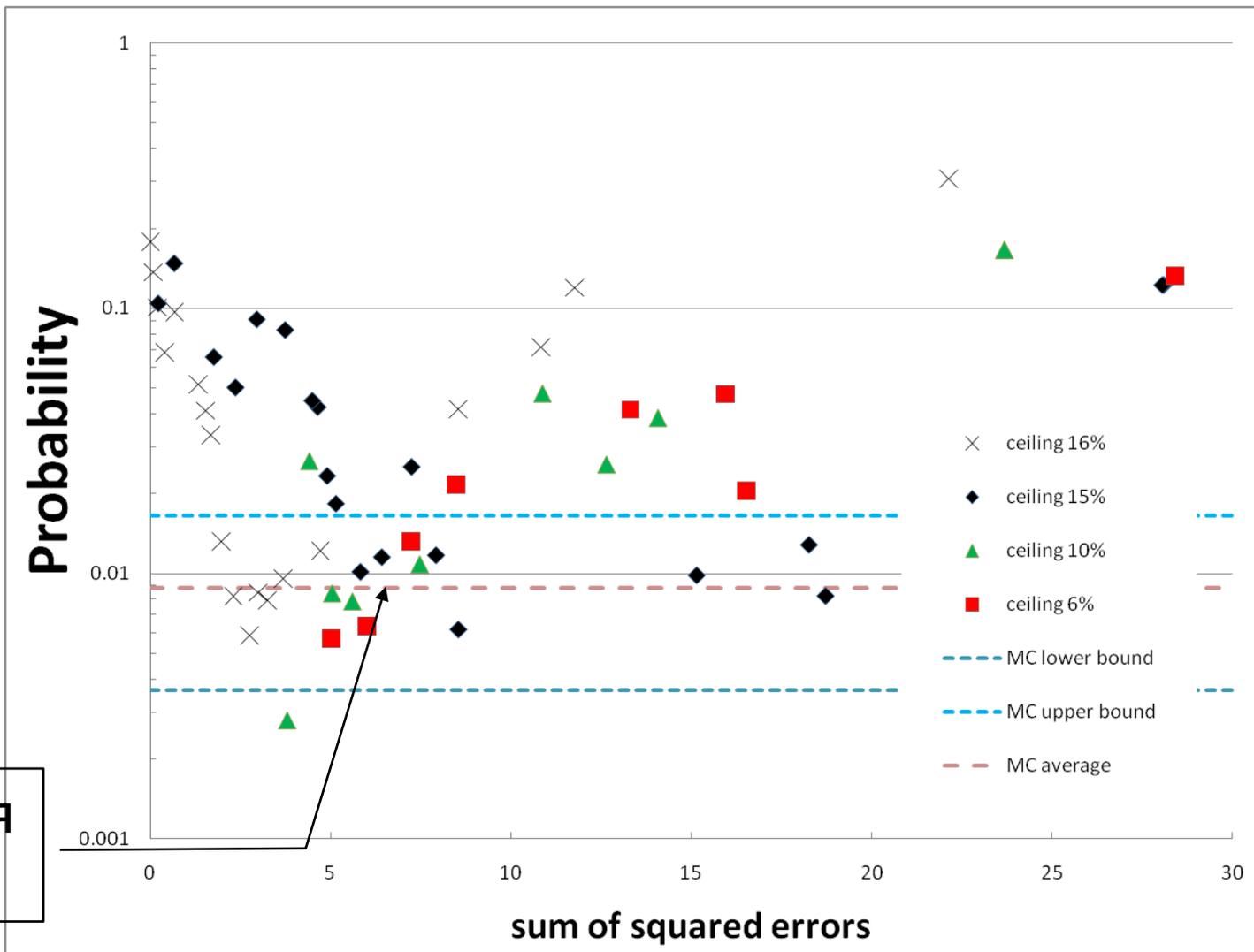
НС будет пытаться аппроксимировать данные генерированные ГА

Данные смещены!

ВВЭР-1000/
ВЗ20 ГА-
ДВАБ
данные

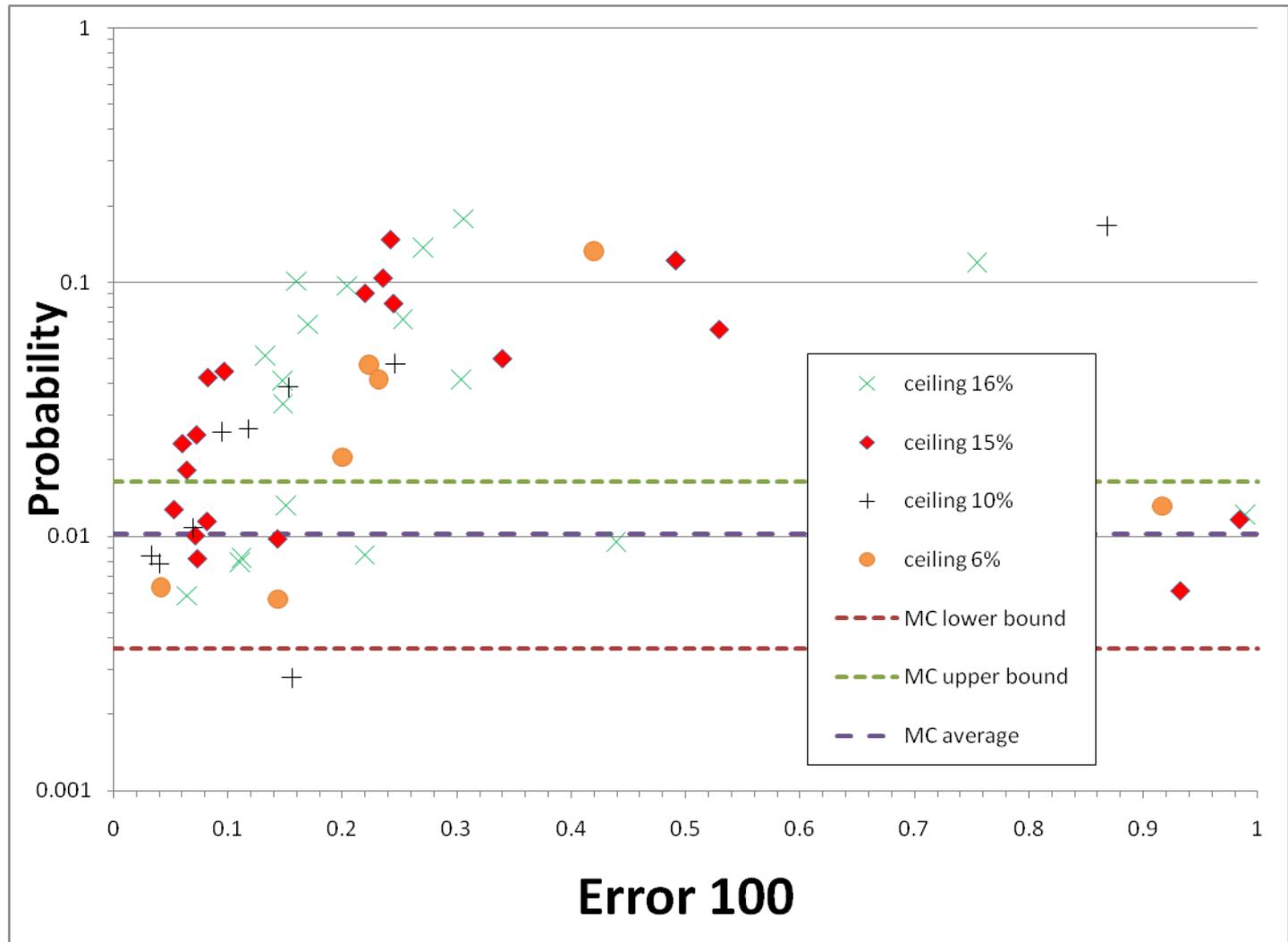
МК данные
базируются
на 1773
точках

Оптимальная
тренировка



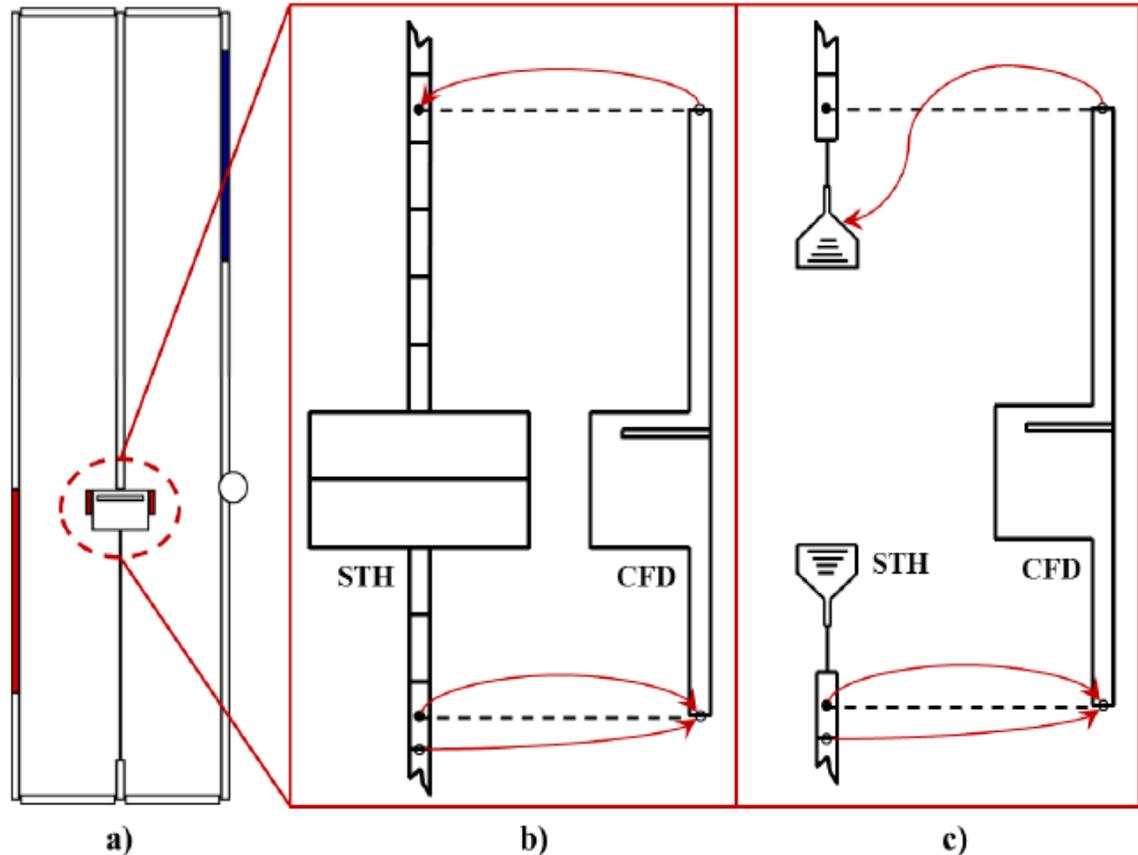
- ГА данные смещены к областям отказа \Rightarrow другие области могут недоисследованы
- НС тренированная на всем множестве данных ГА не всегда дает хорошие вероятностные оценки
- Предложенная модификация НС обучения базируется на использовании **референтных МК данных получаемых на этапе инициализации ГА популяции.**
- Мы ввели параметр Error100:
- $$\text{Error100} = \sum_{i=1}^9 \left(\frac{100\% - i \cdot 10\%}{100\%} - P(Y_N > Y_{MC_{GA}i}) \right)^2$$
- Характеризует ошибку в оценке вероятности по отношению к референтным МК данным

- Минимум Error100 может использоваться как индикатор окончания НС обучения
- Увеличение популяции в ГА существенно улучшает вероятностные оценки
- Использование метода Латинских Гиперкубов в генерации начальной популяции ГА улучшает результирующие оценки



- Основа анализа на текущем этапе – 1D системные коды типа Relap5 - адекватны для моделирования интегральных характеристик аварийных процессов на АЭС
- Уточнение → учет 3D теплогидравлических особенностей → CFD коды
- Полное моделирование АЭС CFD кодом
 - не реально в настоящее время т.к. затраты:
 - Вычислительные
 - Временные
 - Невозможность CFD кодов полномасштабно моделировать многофазные процессы
 - Не нужно – многие процессы на АЭС существенно 1D
- Совместная работа CFD код – системный код → **CFD-1D система**

- Основная идея:
 - выделение областей, где 3D эффекты значимы – CFD домен
 - где 1D приближение адекватно – домен системного кода (STH)



Два подхода по соединению:

- декомпозиция доменов (c)
- наложение доменов (b)

- **Декомпозиция доменов**

- расчетный домен полностью делится между CFD и 1D кодом
- связь на границах по соответствующим интерфейсам
- Опыт:
 - явная схема связи Aumiler (2001) Relap5 3D и CFX
 - Bertolotto (2009) – явная и полу-неявная схема связи CFX – TRACE
 - Parukchiev (2011) - явная и полу-неявная схема связи CFX – CFX
- Основная проблема – нестабильность связанная с трудностью достижения сходимости по параметрам на интерфейсах между доменами

- **Наложение доменов**

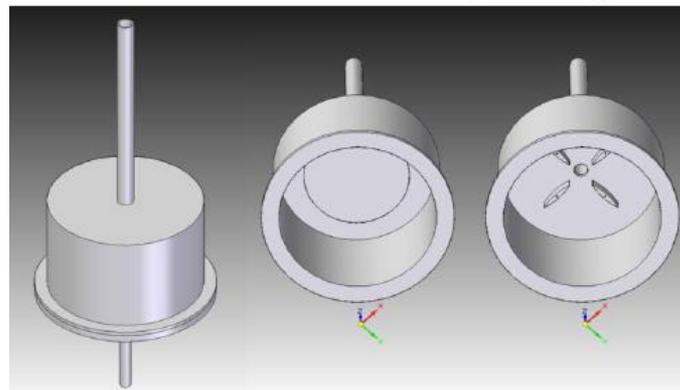
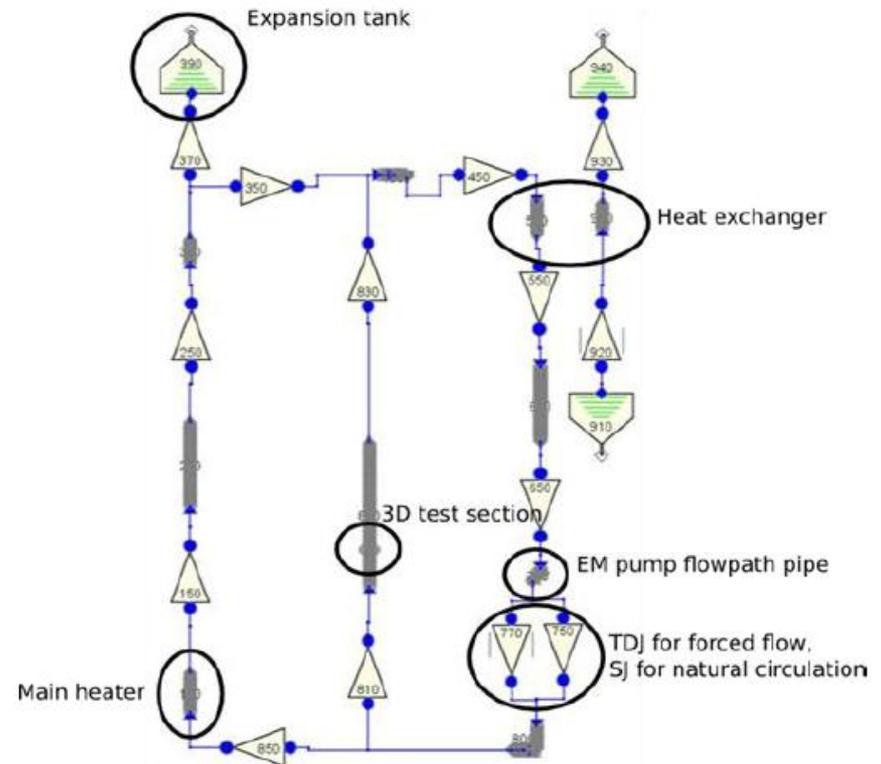
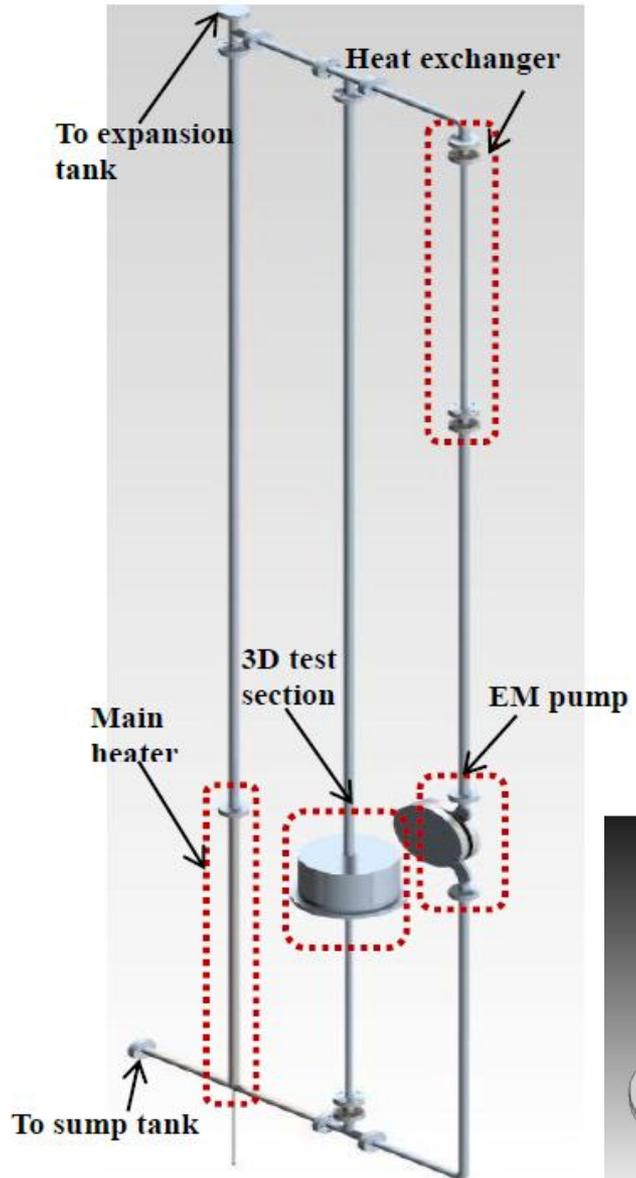
- системный код считает всю физическую систему
- CFD – область, где существенны 3D эффекты
- системный код → граничные условия для CFD
- CFD → замыкающие величины для системного кода; например:
 - перепад давления
 - коэффициент теплообмена
 - ...
- Опыт: Cadinu, Kudinov (2009), Jeltsov, Kööp, Villanueva, Kudinov (2012)

- CFD-1D система → в любом варианте существенно медленные расчеты чем системный код – основное замедление → CFD код
- Малоэффективно для исследования состояния системы → от **сотни до несколько тысяч расчетов**:
 - анализ неопределенностей
 - ДВАБ
- Возможное решение – использование метамоделей

- Основной принцип:
 - проведение N первоначальных расчетов на основе CFD или CFD-1D системы – данные настройки $Y_{\text{пер}} = F(X_{\text{пер}})$
 - подбор параметров метамodelи на основе $Y_{\text{пер}} = F(X_{\text{пер}})$
 - замена CFD-1D на метамodelь-1D и выполнение расчетов для исследования пространства состояний моделируемой системы (АЭС)
- Вопросы:
 - Выбор N –
 - требуемая точность моделирования – использование формулы Уилкса ?
 - сложность $Y = F(X)$
 - тип метамodelи
 - поверхность отклика на основе регрессии – простые, монотонные зависимости
 - нейронные сети (черный ящик) – потенциальная способность отобразить любую нелинейную зависимость – **данный подход**
 - модели на основе априорных физических знаний (в процессе разработки)
 - что то ещё?

- **Стандартный путь** → огрубление исходной точной модели:
 - $3D \rightarrow 2D, 2D \rightarrow 1D : Y=F(\mathbf{X}) \rightarrow Y=F_{\text{sim}}(\mathbf{X},\mathbf{A})$
 - асимптотические приближения и т.д.
 - параметры \mathbf{A} → подгонка/проверка под экспериментальные или данные точной модели $\Rightarrow \mathbf{A} \neq f(\mathbf{X})$
 - пример – Якуш С.Е., Лубченко Н.Т., Кудинов П. (2013) – моделирование остывания фрагментированного кориума → переход от многомерной к суррогатной модели.
- **Альтернативный подход** → использование метамоделей (нейронные сети и т.д.)
 - как ранее формулировка огрубленной/обобщенной модели:
 $Y=F(\mathbf{X}) \rightarrow Y=F_{\text{sim}}(\mathbf{X},\mathbf{A})$
 - параметры → $\mathbf{A}=f(\mathbf{X})$:
 - более гибкая и точная аппроксимация → кусочное приближение
 - возможность использования более общих априорных соображений
 - мета модель для $\mathbf{A}=f(\mathbf{X})$ на основе f → нейронная сеть
 - основная трудность – более сложный алгоритм обучения нейронной сети → **в процессе развития**

- **Текущая работа** → **разработка CFD-метамоделей (черный ящик)** на основе расчетов CFD-1D системы для установки TALL-3D (KTH)
- TALL-3D петля – свинец – висмут эвтектика; 3 нитки, 3D секция бассейнового типа.
- Сложные обратные связи между феноменами масштабов 3D секции и системного уровня
- Конструкция 3D секции – формирование температурной стратификации в бассейне
- Выходная температура 3D секции – влияние на расход в петле и его распределения по петлям
- 3D секция может быть:
 - перемешанном состоянии
 - переходном
 - стратифицированном
- Размеры 3D секция → обеспечение перехода от стратифицированного к перемешанному состоянию при расходе немного меньшем чем максимальная естественная циркуляция ⇒ важны взаимосвязи при естественной циркуляции

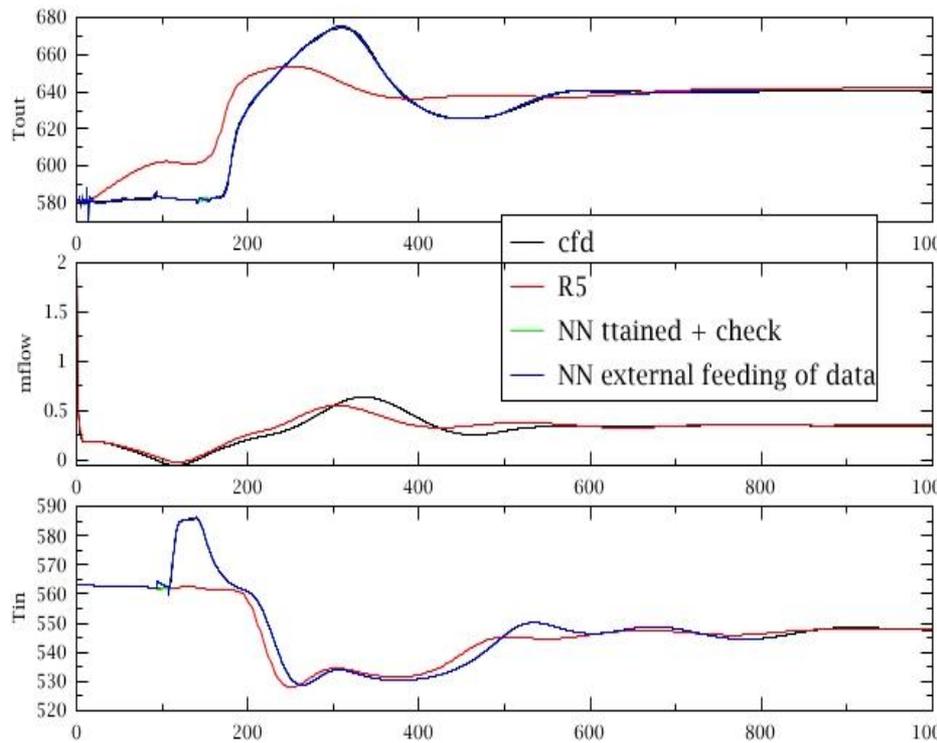


- 1D модель – Relap5 – LBE – специальная версия ENEA для моделирования эвтектики свинец-висмут
- CFD модель 3D секции
 - код Star-CCM+
 - 2D модель 91011 полихедральная сетка
 - 15 пристеночных слоев
 - k-ε модель с гравитацией – автоматическая адаптация для всех у+
- Связь
 - Relap5 – виртуальный нагреватель на выходе 3D секции → передача тепла «мгновенно» до достижения температуры соответствующей CFD
 - архитектура - на основе Java интерфейса Star-CCM+, коррекция модели Relap5 , использование рестарт файла

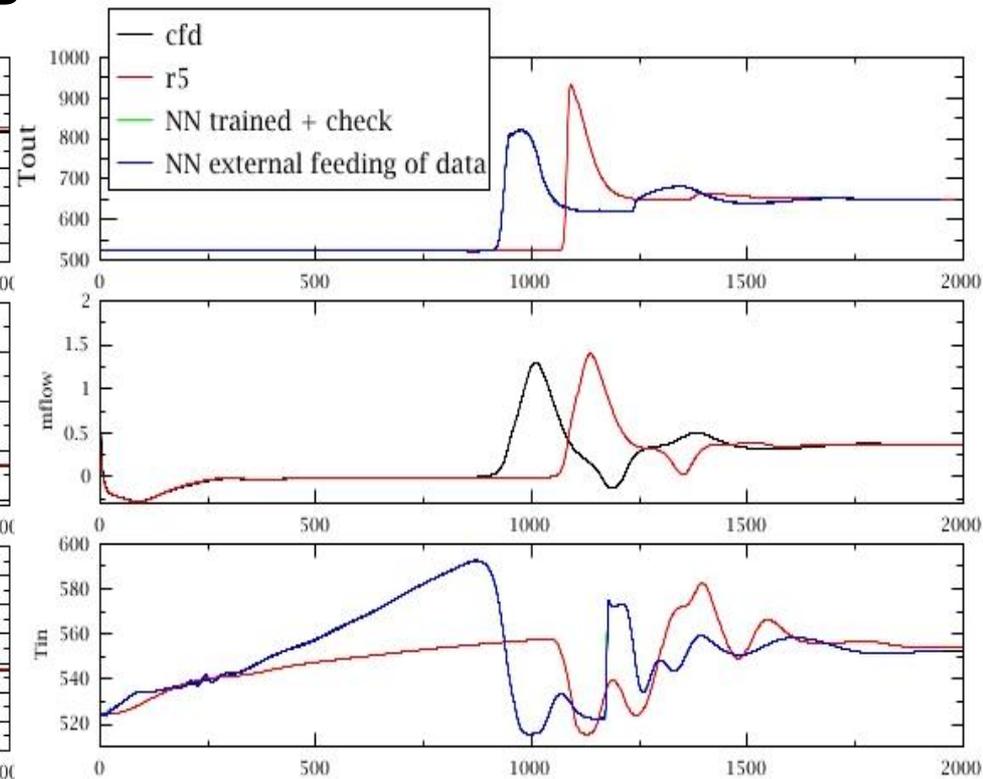
- **Режим 1** – переход от вынужденной к естественной циркуляции – обогрев 3D секции – 5 кВт постоянно
- **Режим 2** - переход от вынужденной к естественной циркуляции – обогрев 3D секции – 5 кВт с 0 сек
- **Режим 3** – естественная циркуляция - обогрев 3D секции – 5 кВт с 0 сек
- **Режим 4** – переход от естественной циркуляции к вынужденной - обогрев 3D секции – 5 кВт с 0 сек
- Моделируемые величины 3D секции для Relap5:
 - Расход на входе – независимая переменная
 - температура входа
 - температуры выхода

- **Основная задача** – исследовать возможность использования нейронных сетей для метамоделей
- Нейронная сеть – многослойный персептрон прямого распространения с обучением на основе обратного распространения ошибки
- **Основная проблемы:**
 - смена (не)зависимой переменной (входная/выходная температура) от знака расхода → **переходное окно**
 - техническая трудность настройки нейронной сети одновременно на прогнозирование нормального процесса и переходного окна
 - решение – использование в метамоделировании одновременно разных НС в зависимости от идентификации переходного окна
- **Найденная архитектура** - входные узлы:
 - предистория изменения независимых параметров длиной $L_{\text{ист}}$
 - мощность к 3D секции – один узел
 - интегральное значение расхода с последней смены знака – один узел
 - идентификация – положительный/отрицательный расход – один узел

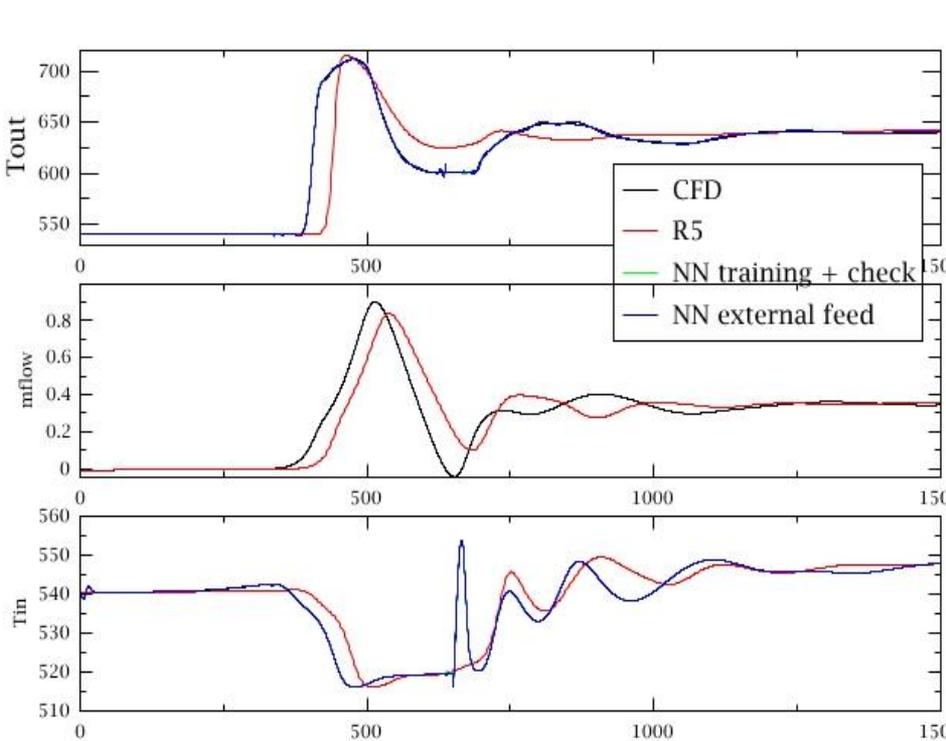
- Данные: 8508 точек для обучения, 1193 для проверки, переходное окно – 222 точки
- НС: 59 – 41 – 1 узлов



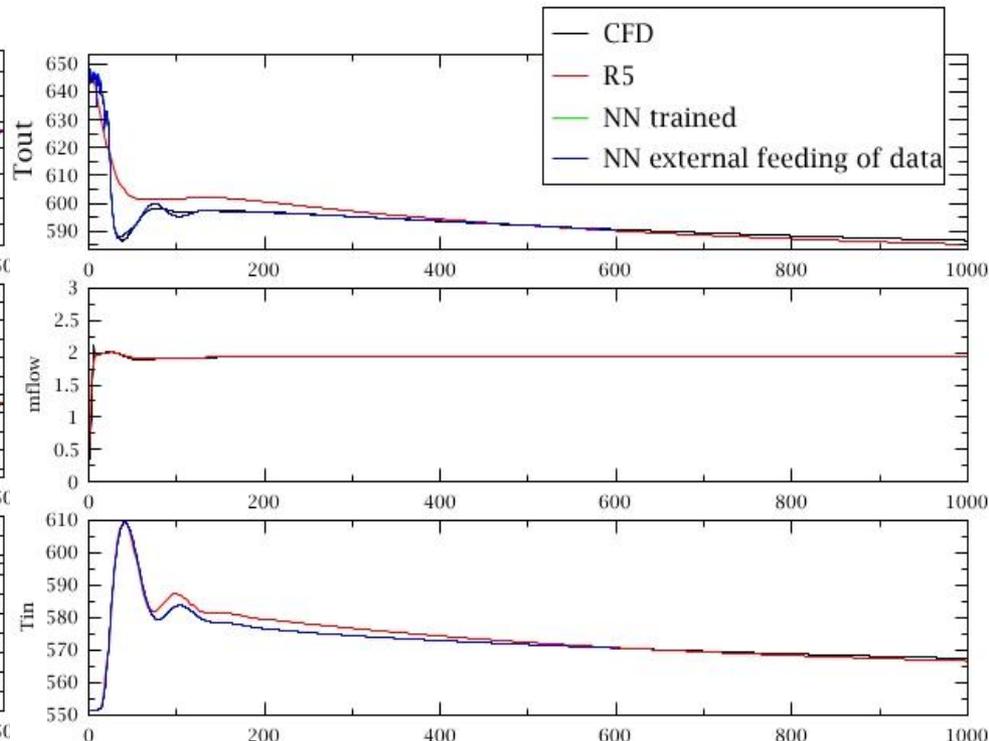
Режим 1



Режим 2



Режим 3



Режим 4

Создан программный скелет системы

Отлажены два режима:

- обучение – проверка нейронной сети
- функционирование в режиме моделирования связи с 1D кодом

Тип данных	σ	Максимальное отклонение, °C
обучение	0,547977	7,22
переходное окно	0,200846	1,02
проверки	0,57545	10,49

Возможна дальнейшая оптимизация НС и уменьшение ошибки

Основные выводы:

- Необходима адаптация архитектуры НС под специфику рассматриваемой задачи
- Показана принципиальная возможность аппроксимации данных CFD-1D на основе НС и использовании в последующем в расчетах метамодель-1D
- В дальнейших исследованиях → использование НС метамodelей на основе априорных знаниях о моделируемых процессах

- Проблемы:
 - Поток информации, поступающий к оператору АЭС:
 - *многомерность*
 - *взаимовлияние между компонентами*
 - *наложение стохастических погрешностей*
 - *Погрешность (неопределенность) моделирования современными системным кодами типа Relap5*
- Предлагается метод построения системы идентификации аварии на АЭС на основе нейронных сетей с учетом неопределенностей в прогнозировании протекания аварии

Возможность использования:

- Поддержка оператора на АЭС
- Кризисный центр



✓ Неопределенности:

- связанные с неточностью моделирования по системному коду
- случайными параметрами протекания аварии

✓ **Формула Уилкса** для определения необходимого минимального и достаточного количества расчетов - *95% с 95% уверенностью → 93 расчета*

✓ Генерация –

- использование программы NPO – параллельные расчеты.
- Улучшение эффективности покрытия расчетной области → метод Латинских гиперкубов

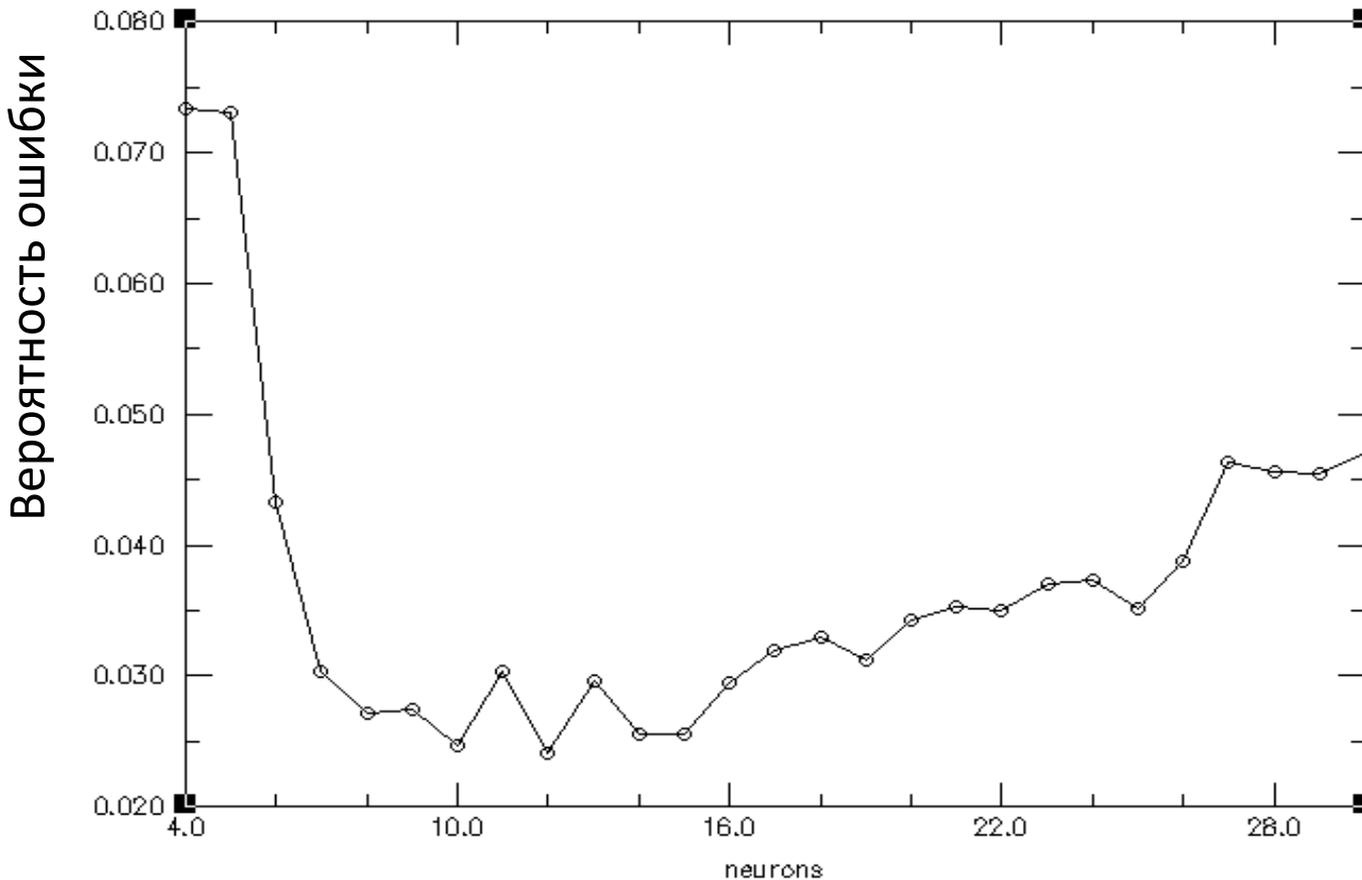
➤ Создание множества распознаваемых аварий

- РУ: ВВЭР-440/В213 и ВВЭР-1000/В320
- Полученное множество **A**: 62 типов аварий
- Всего 173 неопределенных параметра
- Анализ чувствительности ⇒ выбор наиболее значимых – 9 факторов – в модели 64 параметра

- В настоящих исследованиях → выбор оптимальных параметров НС для рассматриваемого класса задач
- Выбор:
 - ✓ *числа скрытых слоев*
 - ✓ *числа нейронов в каждом слое.*
- Проблема *переобученности* НС при слишком большом количестве нейронов, и *плохое прогнозирование*, если количество нейронов будет недостаточным
- Разработана программа *neuroV* для выполнения операций по автоматизированному нахождению оптимальных параметров НС, ее обучению и распознаванию аварийной ситуации

Реализовано **два алгоритма** поиска оптимальной структуры НС

- на основе последовательного перебора всех возможных комбинаций нейронов



Количество нейронов скрытого слоя

Метод поиска оптимальной архитектуры НС на основе использования алгоритма нахождения глобального оптимума – генетического алгоритма (ГА)

- Использовались НС с двумя скрытыми слоями; - нейроны :
ГА1,ГА2: 20 ÷ 100;1 ÷ 100
ГА3: 90 ÷ 100;20 ÷ 40

- Возможное количество всех комбинаций составляет:

ГА1,ГА2: 8000 вариантов

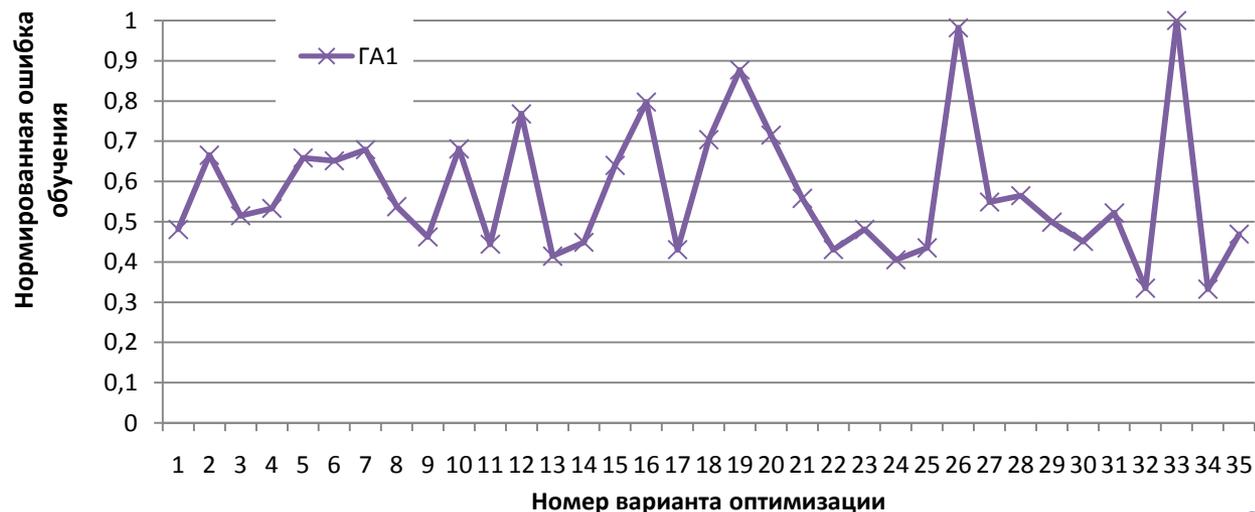
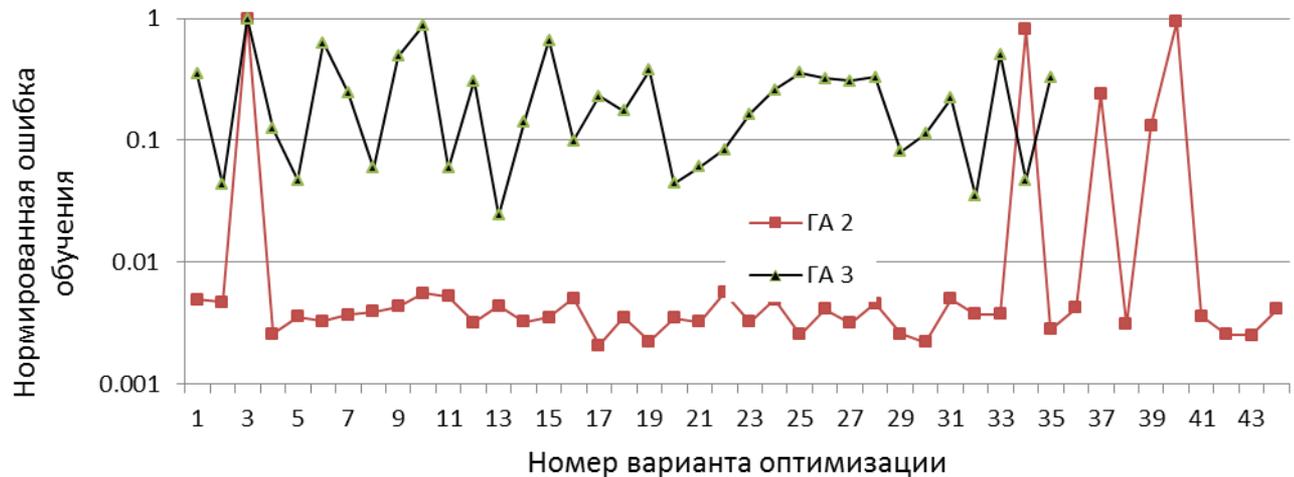
ГА3: 200 вариантов

Множество обучения

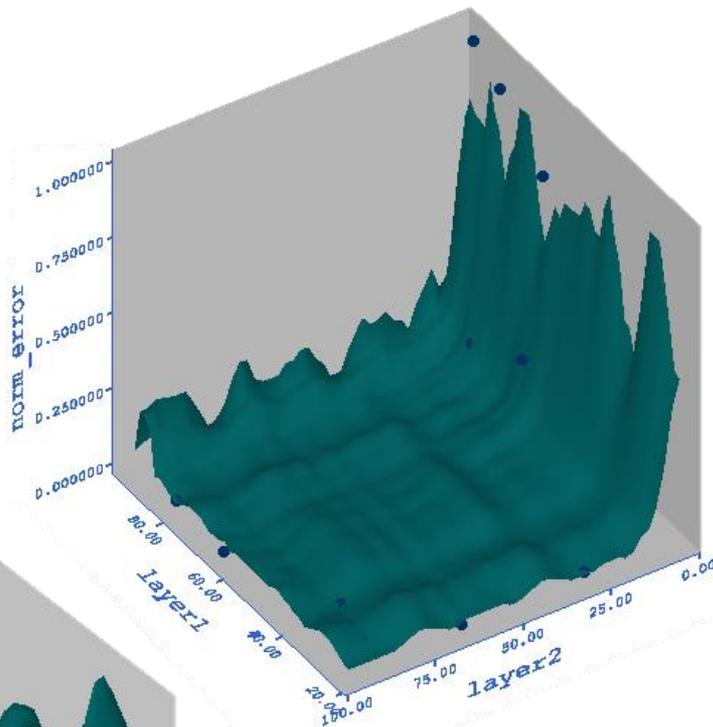
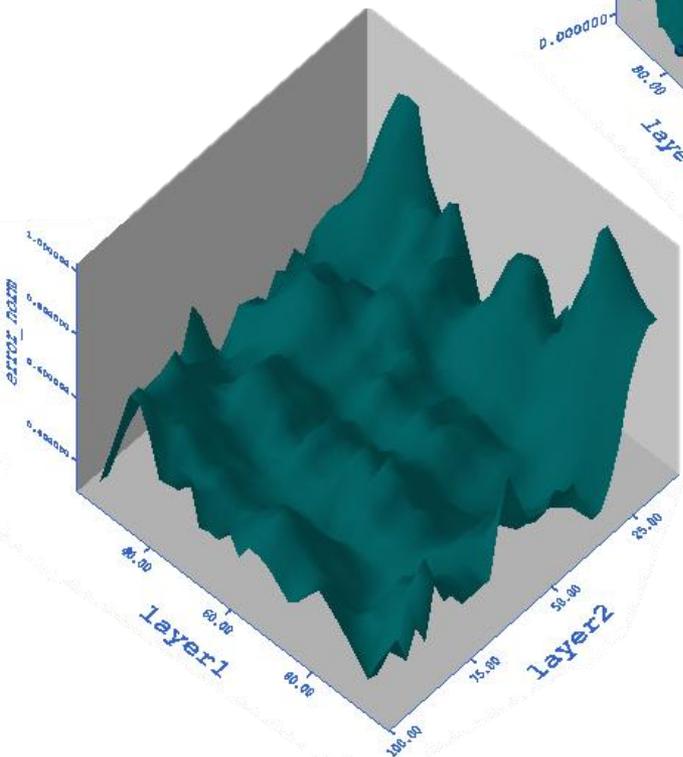
ГА1- 67320, ГА2- 65280,

ГА3- 67320 точек

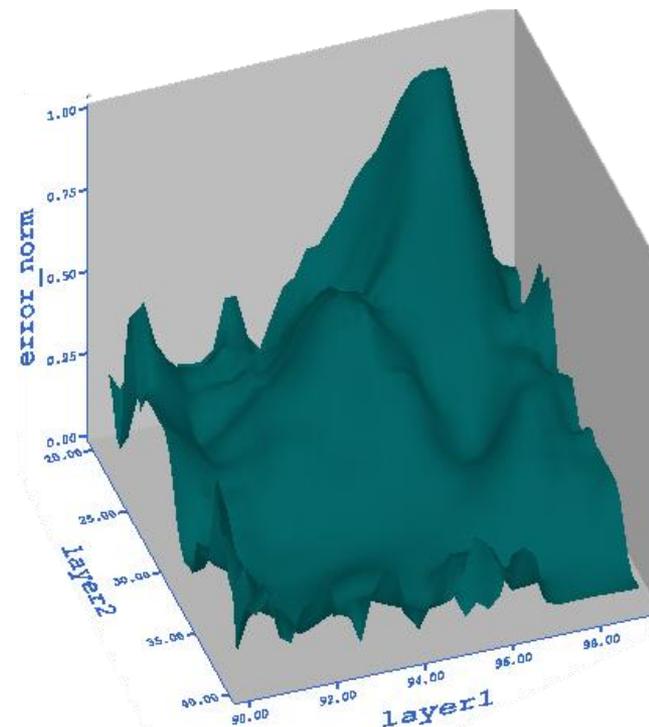
- Параллельные расчеты в процессе ГА поиска



ГА1



ГА2



ГА3

Аппроксимирующая поверхность
зависимости ошибки обучения от
числа нейронов в слоях

- Система успешно настраивается на распознавание начальной стадии аварии
- Возможность качественного распознавания аварий отличных от множества обучения – хорошие характеристики обобщения
- **Перспективы развития**
 - Распознавание аварий в процессе их развития
 - Генерация множества обучения с учетом результатов ДВАБ ⇒ **учет риска**
- **Повышение вычислительной эффективности по всем рассмотренным направлениям**
 - Возможность использования технологии CUDA для обучения НС → потенциально сильное увеличение эффективности для всех рассмотренных в докладе направлений
 - Переход от технологии PVM к MPI → возможность использования суперкомпьютеров

- Представлено направление использования информационных технологий в разработке нового подхода ГА-ДВАБ
- Рассмотрен опыт разработки метамоделей на основе нейронных сетей для расчетной системы CFD-1D
- Представлено направление использования информационных технологий для системы идентификации аварий
- Во всех рассмотренных направлениях информационные технологии органично сочетаются с традиционными, что позволяет достигнуть новое качество анализа безопасности АЭС