

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

Ю.Б. Воробьев<sup>1</sup>, П. Кудинов<sup>2</sup>, Ельцов М.<sup>2</sup>,  
Кёоп К.<sup>2</sup>, В.К.Н. Чыонг<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Каф. АЭС, НИУ «МЭИ», Москва, Россия

<sup>2</sup>Королевский 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

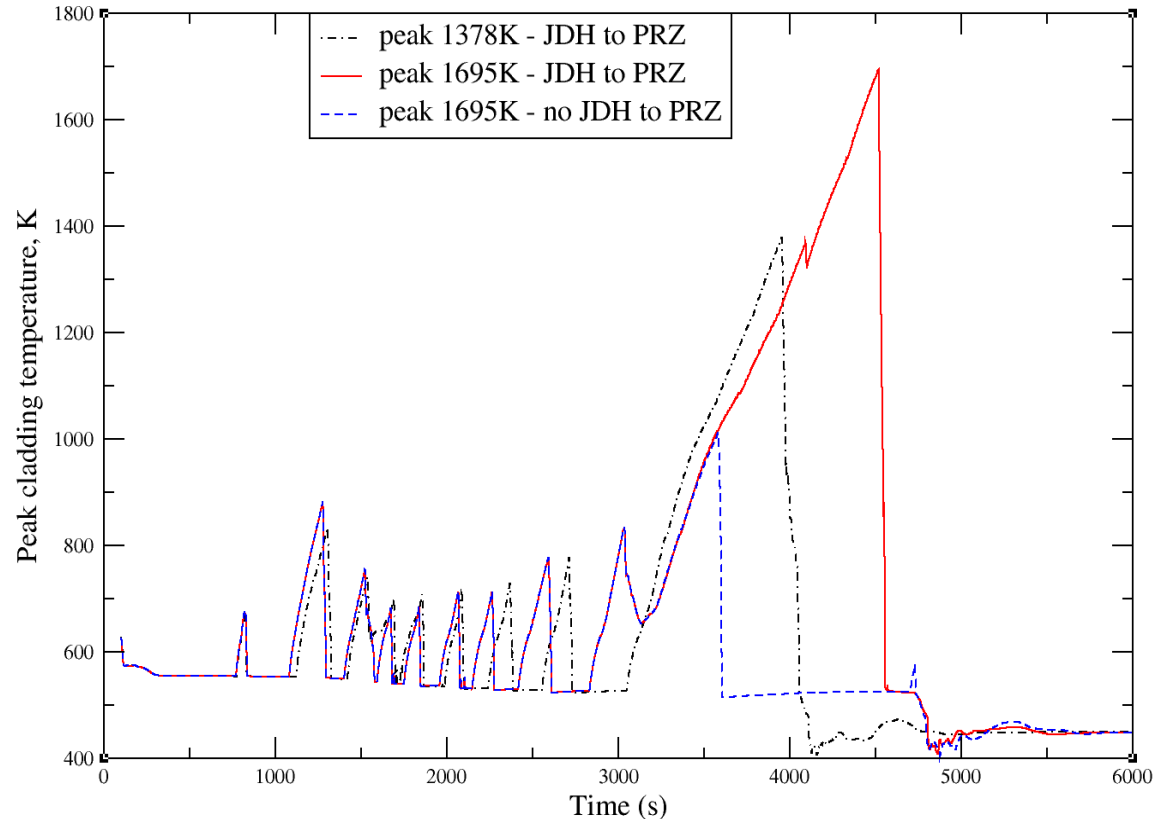
- RELAP5 модель
- 4 петли моделировались
- Все системы безопасности моделировались
- В ВВЭР-1000/**В320** существует возможность ручной активации впрыска насосов высокого давления САОЗ в КД
  - Мы рассматриваем потенциальные последствия активации этой системы во время аварии

## Пространство событий:

- 59 компонент представлены в RELAP5 модели.

## Результат:

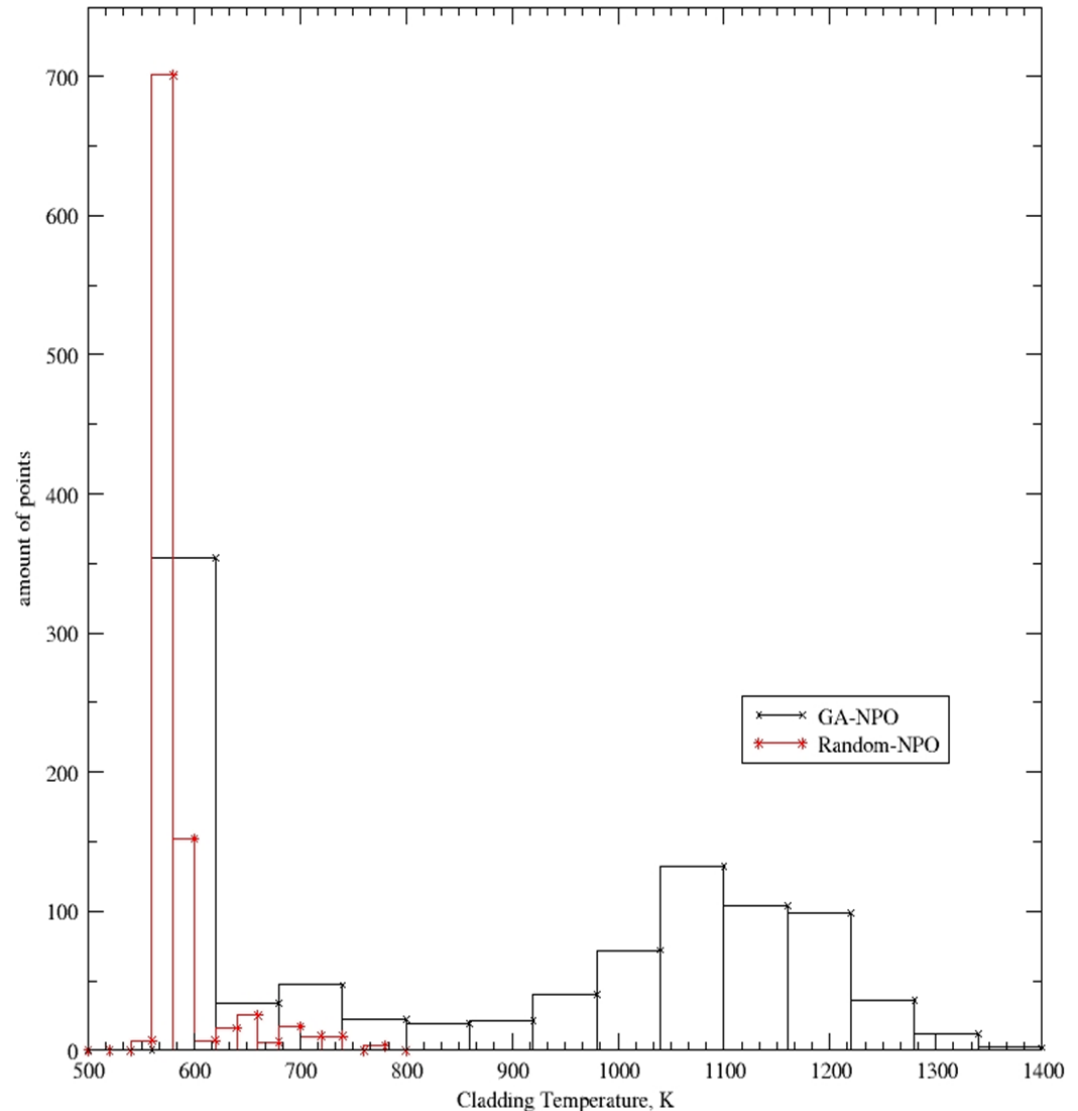
Температура оболочки ТВЭЛов близка к опасной границе из-за **сложного взаимодействия** между различными компонентами системы безопасности и действиями оператора



- 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**

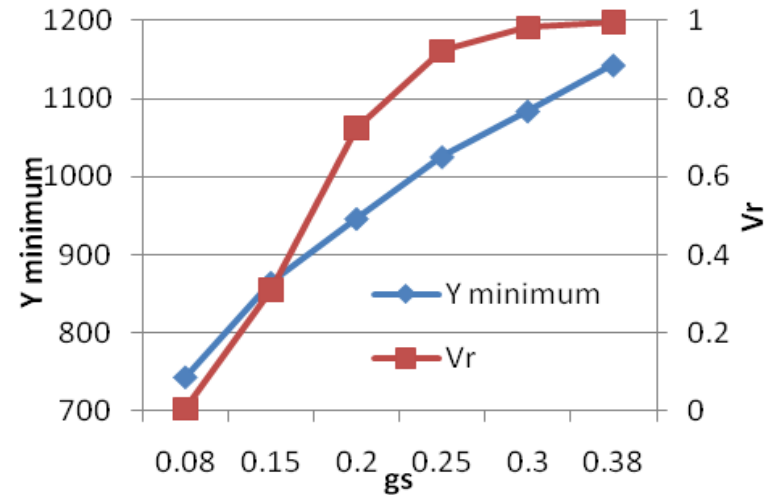
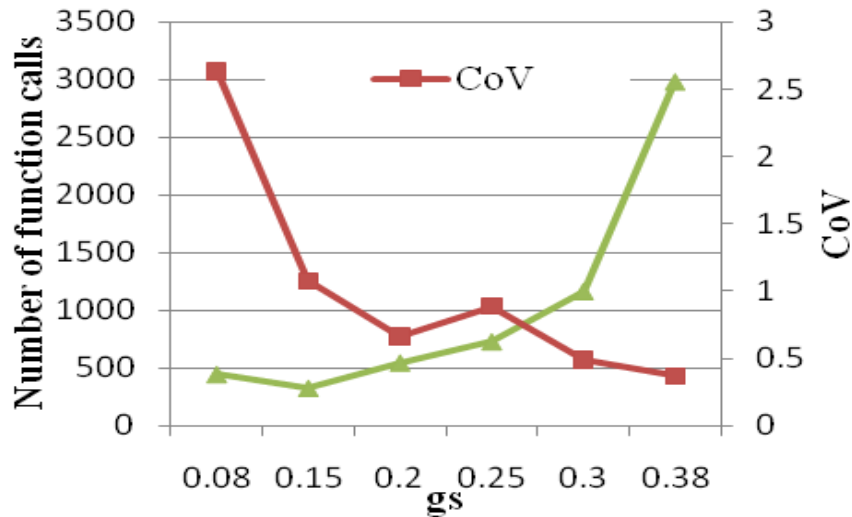


- Основные трудности:
  - ❑ Большая размерность пространства неопределенностей – «проклятие размерности»
  - ❑ Не монотонный характер изменения функции приспособленности на пространстве неопределенностей
  - ❑ Сложный тип границ области отказа, множество несвязанных областей отказа
  - ❑ Сильная вариация 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  $P(Y < Y_{TAR})$ ,  $N=50$

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

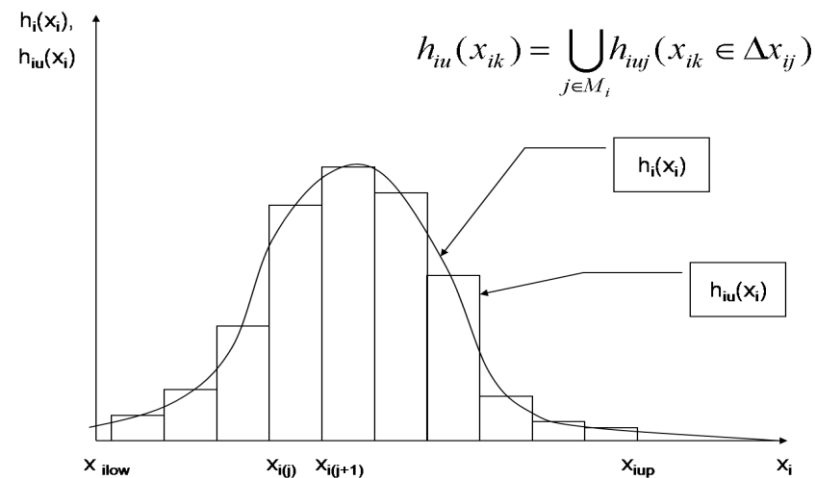


$g_s \sim 0.25 \div 0.3$  дает баланс между :

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

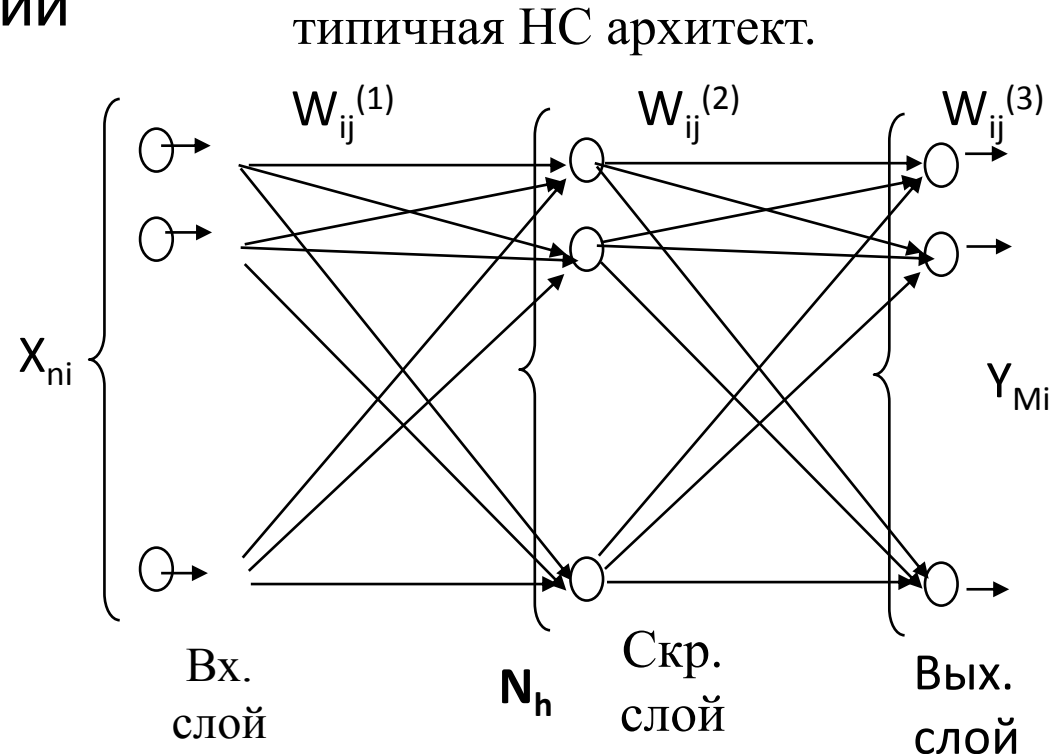
- Цель – оценить вероятность  $P(Y > Y_{TAR})$ , где  $Y_{TAR}$  может быть критерий безопасности (например, граница температуры оболочки ТВЭЛов).
- ГА принадлежит к классу стохастических алгоритмов – множество статистических данных  $Y = F(X)$ ,  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ .
- Мы можем использовать аппроксимацию 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

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

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

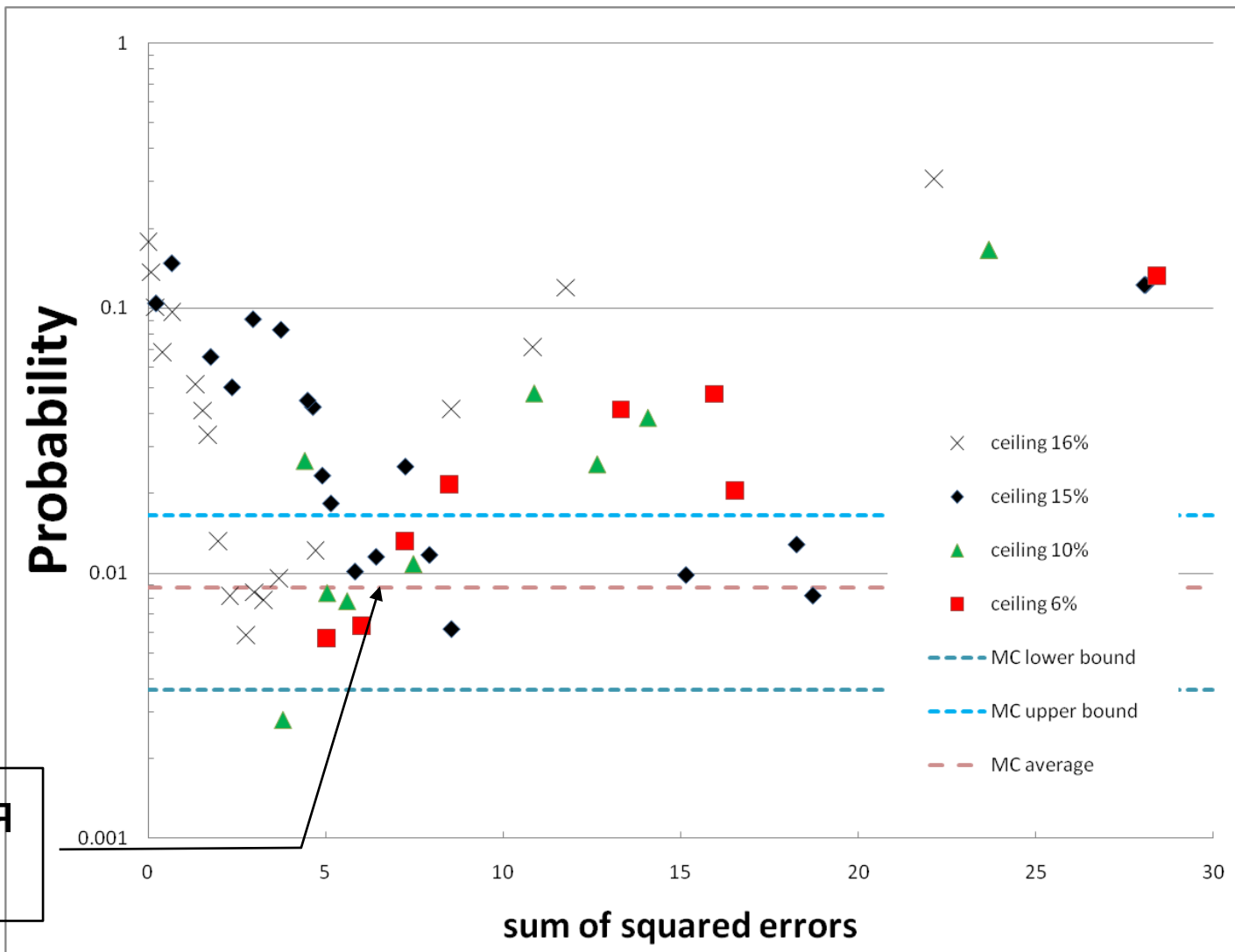
НС будет пытаться аппроксимировать данные генерированные ГА

*Данные смещены!*

ВВЭР-1000/  
ВЗ20 ГА-  
ДВАБ  
данные

МК данные  
базируются  
на 1773  
точках

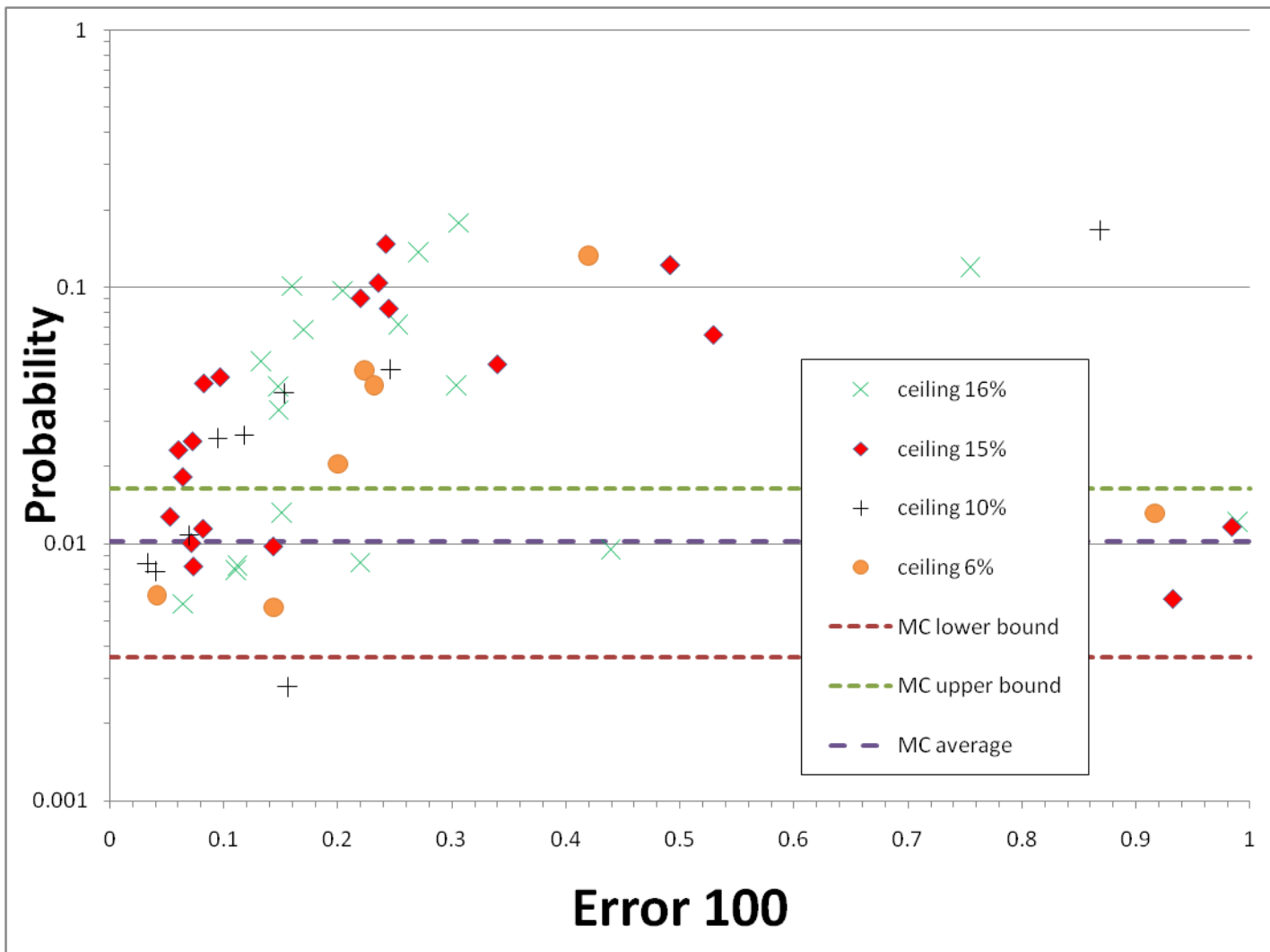
Оптимальная  
тренировка





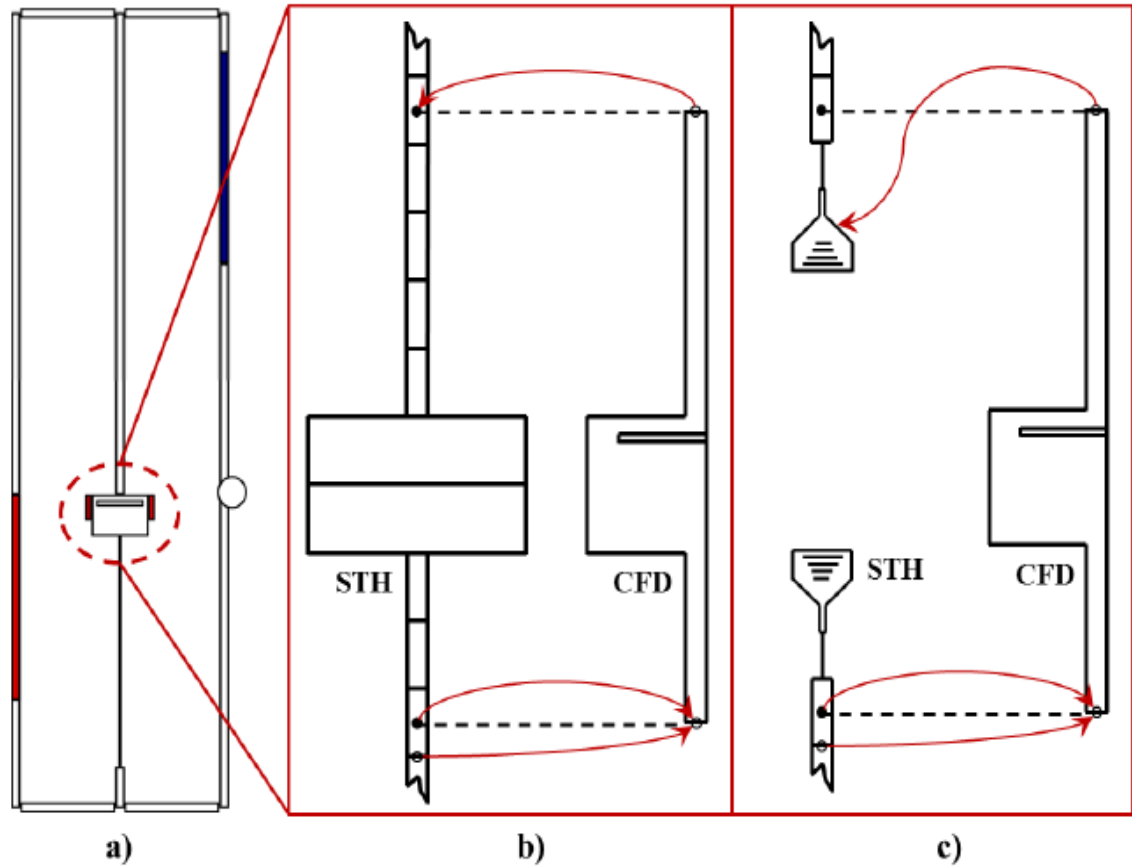
- ГА данные смещены к областям отказа  $\Rightarrow$  другие области могут недоисследованы
- НС тренированная на всем множестве данных ГА не всегда дает хорошие вероятностные оценки
- Предложенная модификация НС обучения базируется на использовании **референтных МК данных получаемых на этапе инициализации 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)

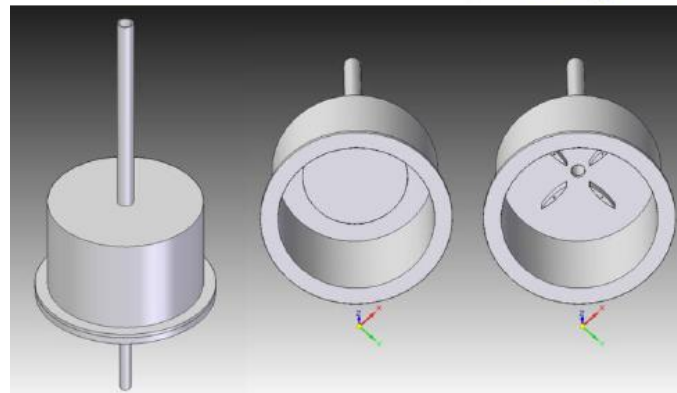
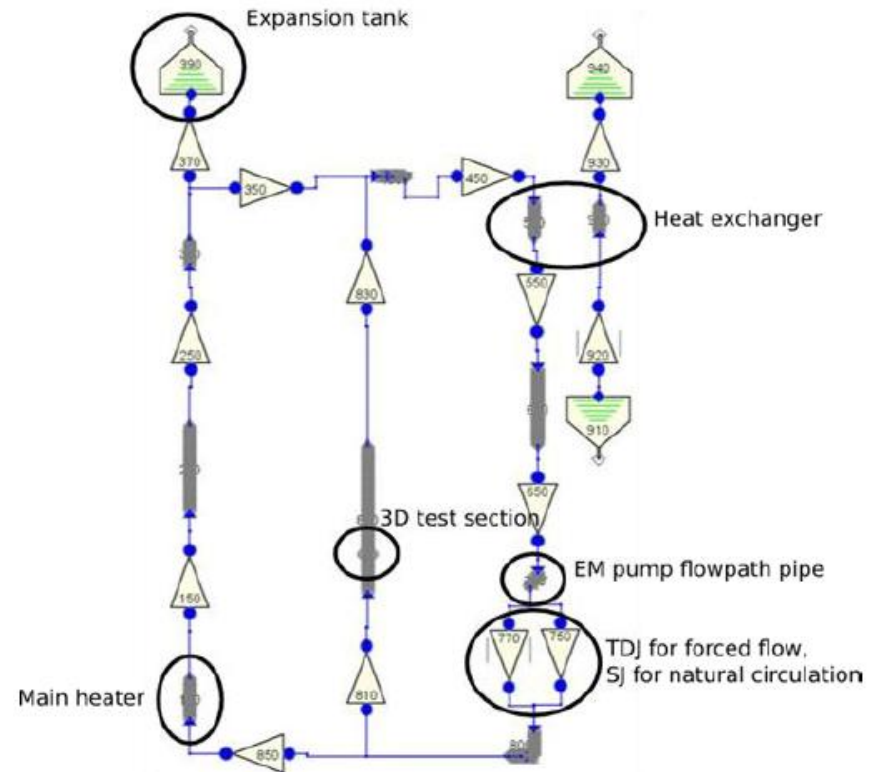
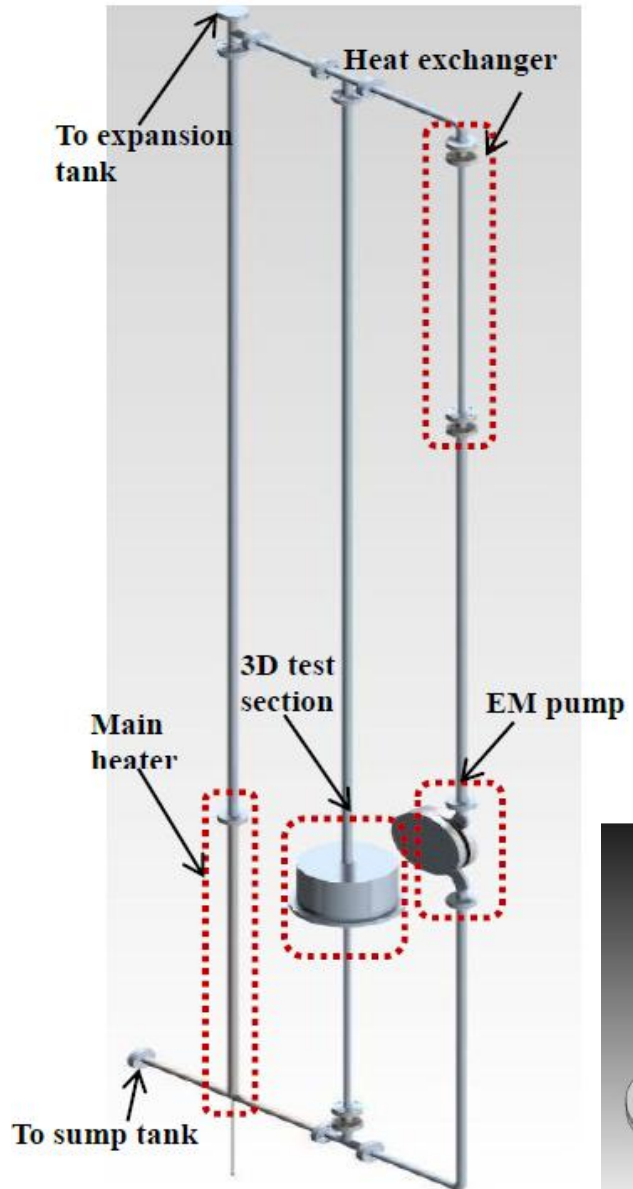
- CFD-1D система → в любом варианте существенно медленные расчеты чем системный код – основное замедление → CFD код
- Малоэффективно для исследования состояния системы → от **сотни до несколько тысяч расчетов**:
  - анализ неопределенностей
  - ДВАБ
- Возможное решение – использование метамоделей

- 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

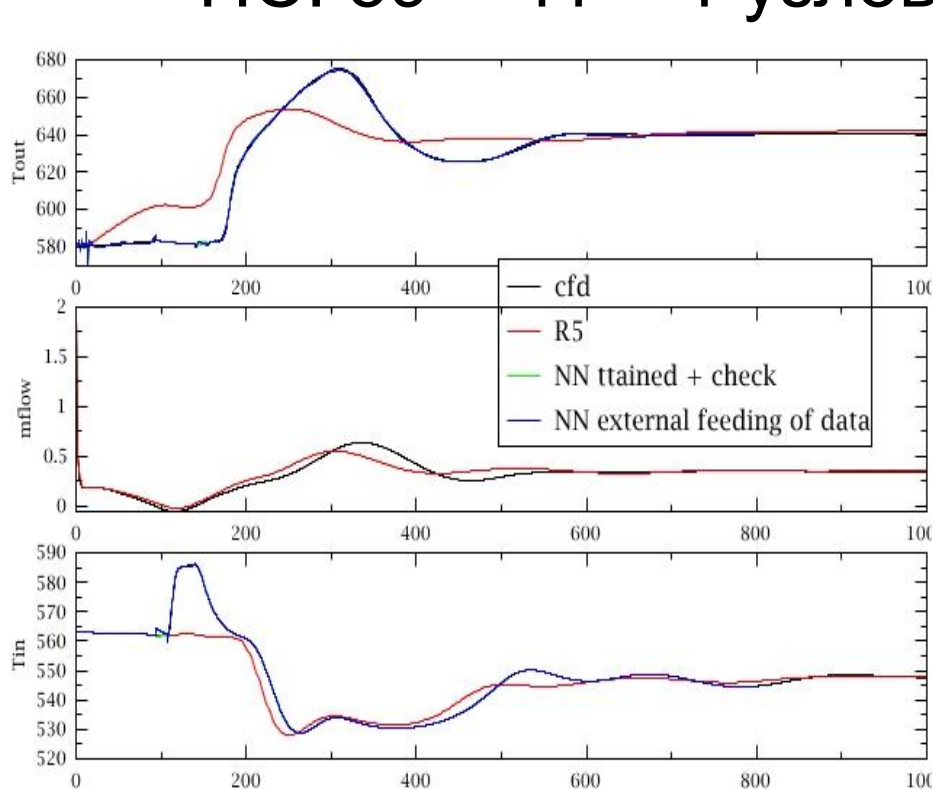


- 1D модель – Relap5 – LBE – специальная версия ENEA для моделирования эвтектики свинец-висмут
- CFD модель 3D секции
  - код Star-CCM+
  - 2D модель 91011 полихедральная сетка
  - 15 пристеночных слоев
  - k-ε модель с гравитацией – автоматическая адаптация для всех у+
- Связь
  - Relap5 – виртуальный 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

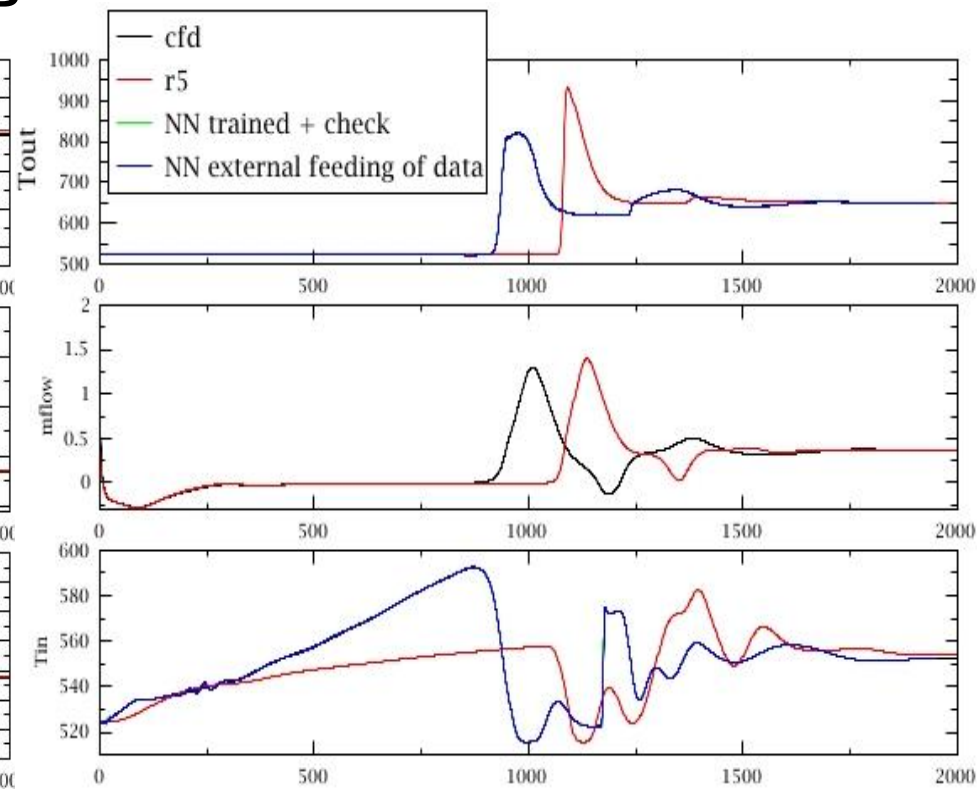
- **Режим 1** – переход от вынужденной к естественной циркуляции – обогрев 3D секции – 5 кВт постоянно
- **Режим 2** - переход от вынужденной к естественной циркуляции – обогрев 3D секции – 5 кВт с 0 сек
- **Режим 3** – естественная циркуляция - обогрев 3D секции – 5 кВт с 0 сек
- **Режим 4** – переход 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

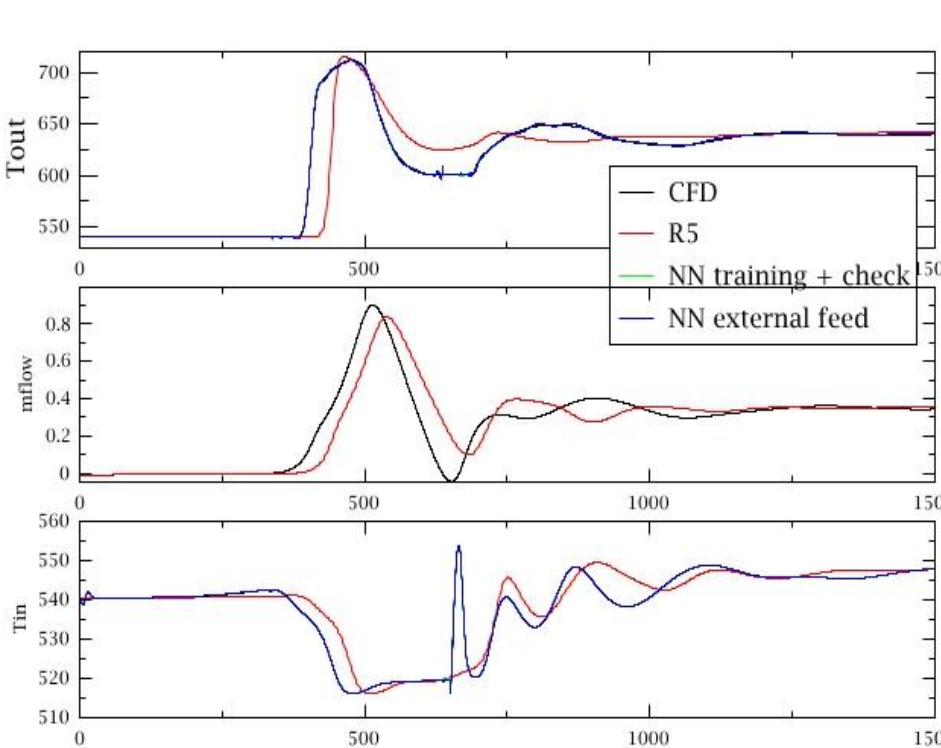
- Данные: 8508 точек для обучения, 1193 для проверки, переходное окно – 222 точки
- НС: 59 – 41 – 1 узлов



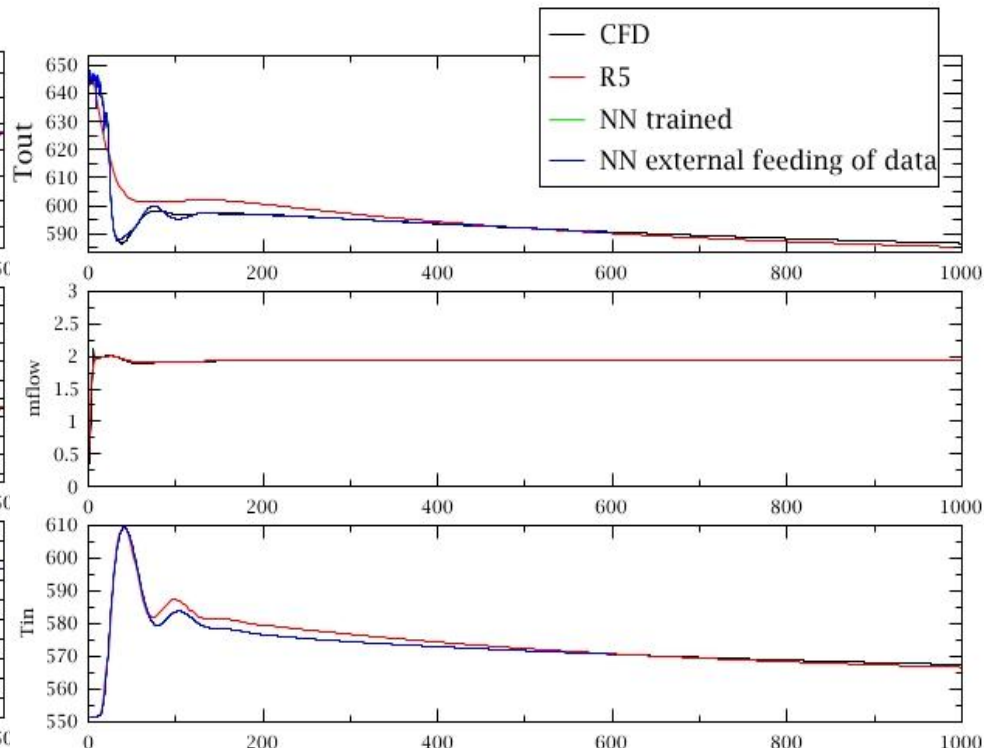
Режим 1



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	$\sigma$	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

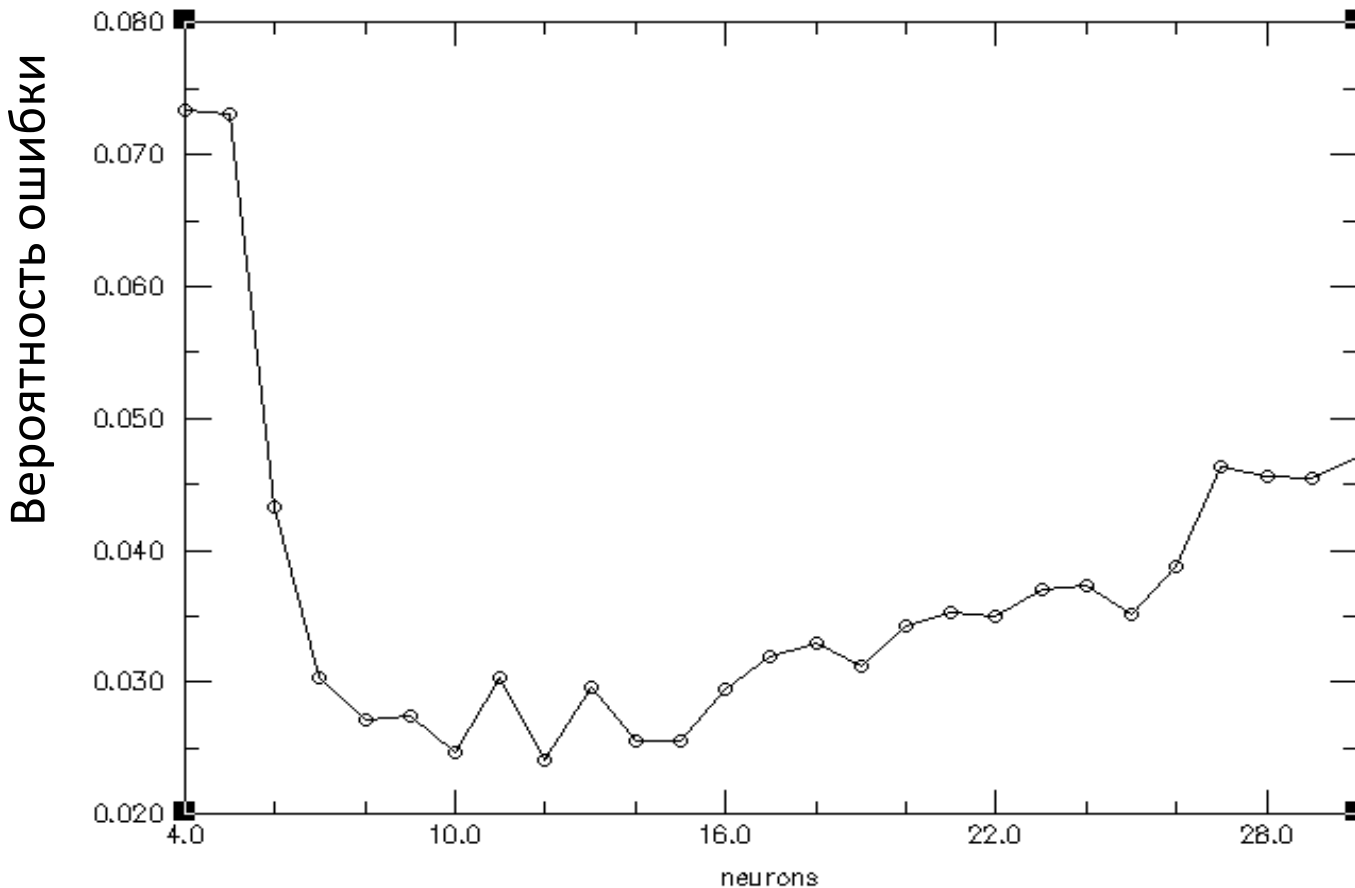
## ➤ Создание множества распознаваемых аварий

- 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

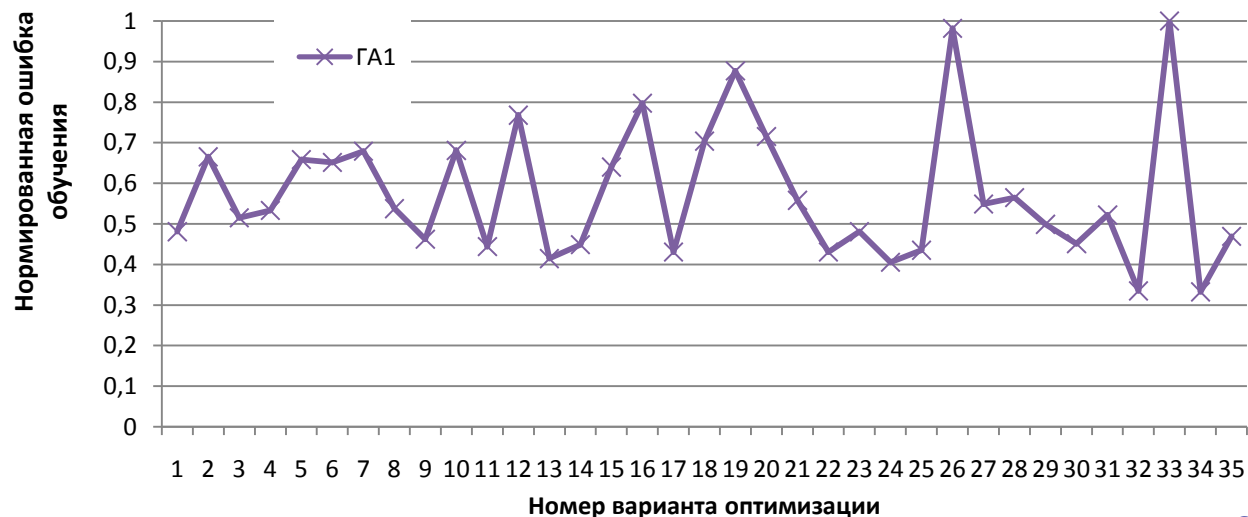
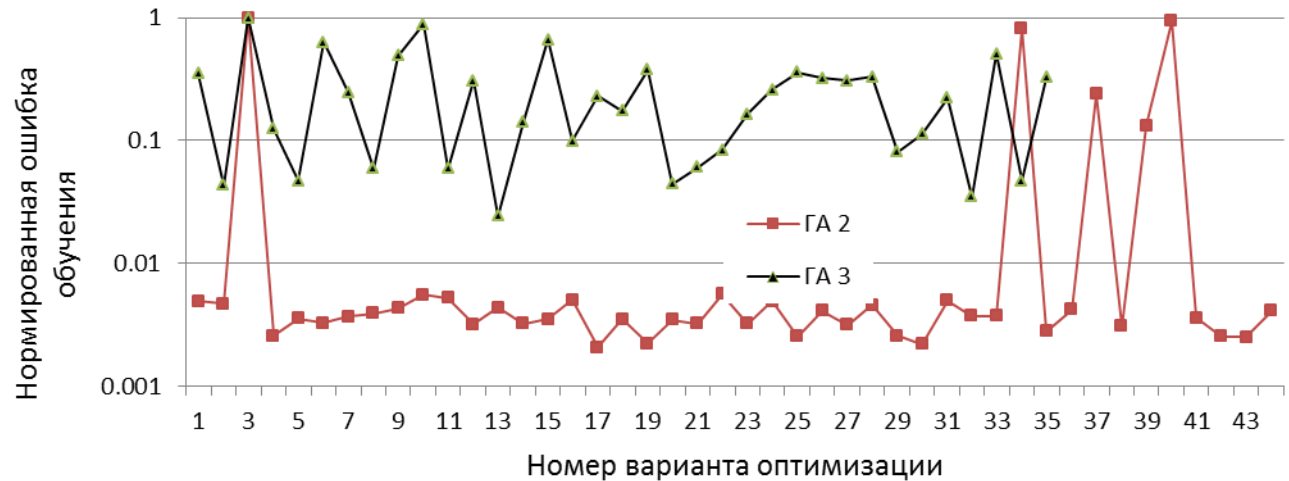
ГА3: 200 вариантов

Множество обучения

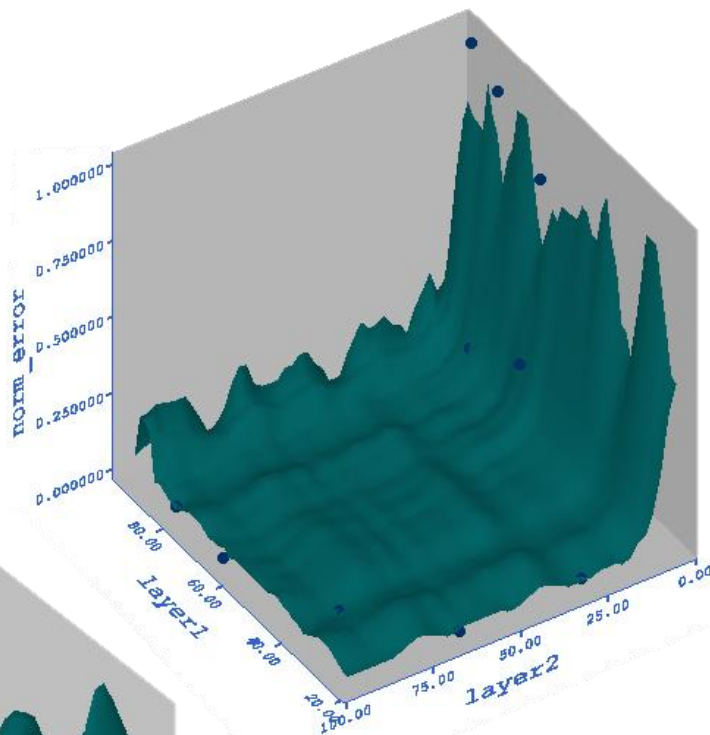
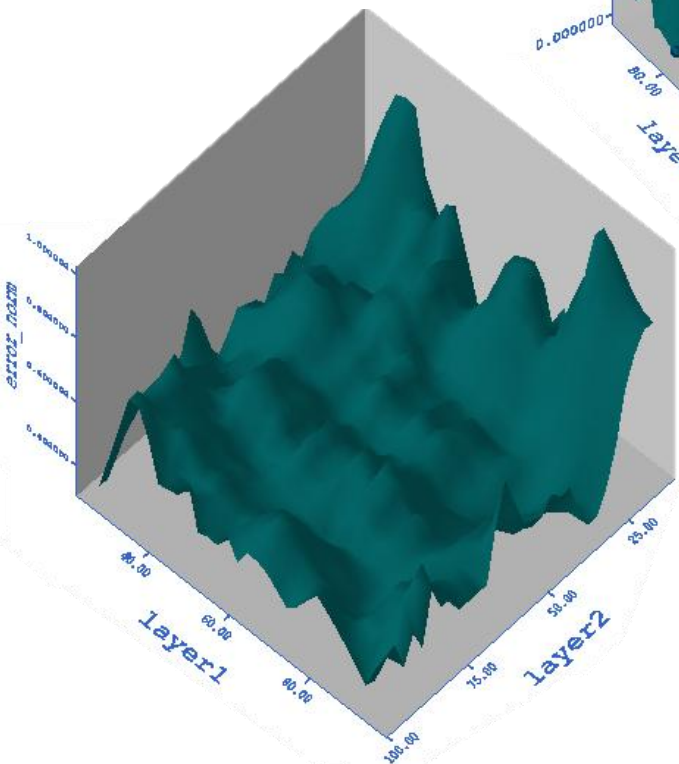
ГА1- 67320, ГА2- 65280,

ГА3- 67320 точек

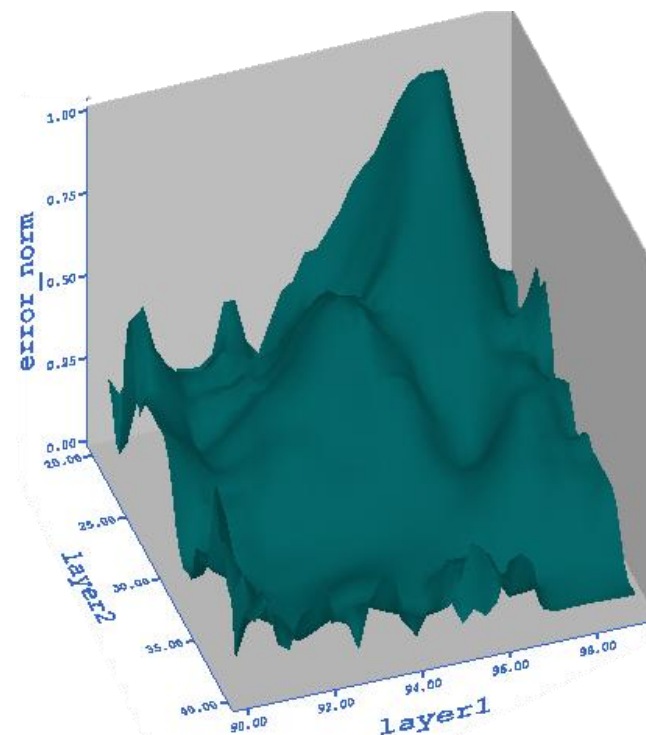
- Параллельные расчеты в процессе ГА поиска



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