

УДК 621.039.564.3:004.032.26
PACS 28.50.Hw

ОЦЕНКА ТЕРМОНАПРЯЖЕННОГО СОСТОЯНИЯ ТРУБОПРОВОДОВ РЕАКТОРНОЙ УСТАНОВКИ ВВЭР ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Дерябин И.А., Королев В.В., Курбатова С.В., Сорокин Г.С.
(ОКБ «ГИДРОПРЕСС», г. Подольск)

Контакты: Иван Андреевич Дерябин; Deryabin_IA@grpress.podolsk.ru

Актуальность. На работающих РУ ВВЭР возникают переходные процессы, вносящие свой вклад в общую повреждаемость оборудования и трубопроводов. Ее определяют по рассчитанным напряжениям в контрольных точках по косвенным данным датчиков, однако с допущениями и большим запасом, поэтому разработка более совершенных методов определения напряжений представляет большой интерес.

Цель работы — применение нейронной сети для определения напряжений в произвольных точках оборудования и трубопроводов по показаниям наружных термопар и давления в контуре теплоносителя.

Материал и методы. Применен нейросетевой подход к решению обратной задачи термоупругости. Разработанная нейронная сеть устанавливает взаимосвязь между измеряемыми и предсказываемыми величинами. В качестве критерия точности расчета выбран размах напряжения.

Результаты. Для ряда трубопроводов 1-го контура РУ ВВЭР и врезки патрубка в главный циркуляционный трубопровод определены величины напряжения в контрольных точках по показаниям наружных поверхностных термопар. Предсказанные значения размахов напряжения отличаются не более чем на 10 % от полученных при решении прямой задачи. Рассмотрены основные подходы к увеличению устойчивости получаемого решения при недостаточном качестве входных данных.

Закключение. Нейронные сети простой конфигурации возможно использовать в системе мониторинга, поскольку они быстро и с достаточно высокой точностью рассчитывают напряжения в трубопроводах РУ ВВЭР. Предложенный подход имеет большой потенциал для дальнейшего развития и применения на АЭС. Необходимо провести работу по определению оптимальных гиперпараметров нейронной сети для улучшения ее предиктивной способности.

Ключевые слова: РУ ВВЭР, трубопроводы АЭС, температурные напряжения в металле, оценка ресурса оборудования, повреждаемость оборудования, оценка повреждаемости, поверхностные датчики, виртуальные датчики, машинное обучение нейронной сети, нейронная сеть (НС), АЭС с ВВЭР, обратная задача термоупругости, предиктивная аналитика

Для цитирования: Дерябин И.А., Королев В.В., Курбатова С.В., Сорокин Г.С. Оценка термонапряженного состояния трубопроводов реакторной установки ВВЭР при помощи нейронной сети. — Атомная энергия, 2025, т. 138, вып. 5, с. 265–270.

Финансирование. Исследование проводили без внешнего финансирования

Потенциальный конфликт интересов. Все авторы заявляют об отсутствии конфликта финансовых, а также нефинансовых интересов, которые имеют отношение к содержанию данной статьи и требуют раскрытия.

ВВЕДЕНИЕ

Постановка задачи. На энергоблоках с реакторной установкой (РУ) водо-водяного корпусного энергетического ядерного реактора (ВВЭР) применяется система предиктивной аналитики, позволяющая в режиме реального времени отслеживать повреждаемость оборудования и трубопроводов. Система использует показания различных датчиков для определения повреждаемости оборудования и трубопроводов путем оценки напряженного состояния в контрольных точках. При этом наиболее сложны для определения температурные напряжения, которые зависят от распределения температуры в металле, в то время как остальные составляющие напряженного состояния — линейные функции параметров установки.

Часто установка погружных термопар, позволяющих получить прямое измерение температуры теплоносителя, не проводится, поэтому нужна косвенная оценка температуры и напряжения в необходимых участках оборудования. Такая задача является некорректно поставленной (обратной) задачей термоупругости, и классические подходы требуют решения

непосредственно самого уравнения теплопроводности совместно с задачей прочности в линейно-упругой постановке. Когда рассматриваются узлы со сложной конструкцией, а свойства материалов значительно изменяются в температурном диапазоне, решение данной задачи становится затруднительным. Существующая система оценивает напряжения с большими коэффициентами запаса, поэтому разработка подходов, совместно с их совершенствованием, представляет большой интерес.

На сегодняшний день в области атомной энергетики активно развиваются методы предиктивной аналитики, которые основаны на применении машинного обучения, и одно из перспективных направлений — внедрение виртуальных датчиков в систему контроля состояния установки.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

Нейросетевой подход к определению неизвестного параметра в точке, где отсутствуют непосредственные измерения, на основе показаний датчиков

в других зонах рассматриваемого узла не требует дискретизации расчетной области для получения численного решения, а значит, не подразумевает решения системы уравнений термоупругости. Задача сводится к аппроксимации функции, описывающей зависимость между известными величинами (измеряемыми с помощью датчиков температуры и давления) и предсказываемыми (компоненты тензора напряжений в заданной контрольной точке) на основе тренировочного набора данных.

Настоящая работа посвящена дальнейшему развитию и отработке методики, изложенной в [1, 2], и применению методов машинного обучения для точного и оперативного прогнозирования значений температурного напряжения в произвольных точках оборудования по показаниям наружных термодатчиков, а также давления в контуре теплоносителя на примере трубопроводов и таких сложных трехмерных конструкций, как патрубки 1-го контура РУ ВВЭР. В целом, разработанный подход применим и к другому оборудованию данной установки, имеющему тепловую изоляцию.

Предложенный нейросетевой подход с обучением направлен на развитие системы предиктивной аналитики и расширение ее функционала. Применимость подхода проанализирована в сравнении с аналитическими решениями, а также численными данными, полученными при расчетах проектных режимов. В качестве метрики оценки точности предсказаний нейронной сети (НС) выбран размах напряжений ($S_{\max} - S_{\min}$) на протяжении всего переходного процесса. Описан пример обработки реальных температурных данных, полученных на работающих энергоблоках РУ ВВЭР.

ОПИСАНИЕ РАЗРАБОТАННОГО НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

Кратко рассмотрим основные моменты решения обратной задачи термоупругости с помощью НС для определения температурного напряжения в оборудовании РУ ВВЭР по показаниям, главным образом, температурных датчиков. Условия: теплоизолированная конструкция; температурное поле описывается только нестационарным уравнением переноса тепла в твердом теле без внутренних источников теплоты; локальные напряжения подчиняются линейно-упругому закону. В такой однозначно определенной постановке задача может быть сведена к нахождению функциональной зависимости между искомыми компонентами тензора напряжений и температурой на внешней поверхности, известной по результатам термометрирования, путем минимизации функционала, определяющего расстояние между этими величинами в некотором пространстве. Если рассматривать величины в виде временных рядов с постоянным временным шагом, то НС отлично подходит для решения такой задачи путем поиска этой взаимосвязи через внутренние параметры самой сети. При расчете общего напряженного состояния

дополнительным входным параметром может быть значение давления в контуре теплоносителя.

Рассматриваемая НС имеет n входных сигналов, т.е. показаний температурных датчиков и датчиков давления, на n предыдущих временных шагах, и один выходной сигнал — искомое значение компоненты тензора напряжений в заданной точке. Сеть может иметь произвольное число как нейронов в скрытом слое, так и самих скрытых слоев. В настоящей работе рассматривается НС с одним скрытым слоем, состоящим из одного нейрона. Отметим, что в некоторых случаях увеличение числа нейронов в скрытом слое может быть дополнительным инструментом увеличения точности сети. В качестве функции активации выбран гиперболический тангенс в скрытом слое и линейная функция активации в выходном слое. Значение n — подбираемый гиперпараметр НС. В представленной работе $n = 15$. При расчете толстостенных теплоизолированных трубопроводов наблюдается существенное демпфирование температурных воздействий на внутренней поверхности. В связи с этим для улучшения обучаемости НС используется некоторое смещение входных данных влево по временной шкале. Данный сдвиг обозначается как l , и это индивидуальный параметр для каждого размера трубопровода.

Значения на предыдущих временных шагах для входных сигналов в начальный момент времени могут быть получены из условия однородности температуры в рассматриваемой конструкции. Функционально данную НС можно представить в виде выражения:

$$y(i) = f(x(i-1), x(i-2) \dots x(i-n)),$$

где x , y — входной и выходной сигналы НС соответственно; i — текущий временной шаг.

Сеть обучается на синтетических данных, представляющих собой серию случайных воздействий на внутреннюю поверхность конструкций. При обучении за целевую функцию была принята стандартная сумма квадратов отклонений истинных от предсказанных значений температур. Неизвестные значения веса и отступов вычисляются с помощью алгоритма градиентного спуска 2-го порядка Левенберга—Марквардта.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Сравнение с аналитическим решением

Рассмотрим два случая температурного воздействия на прямой участок трубопровода. Условия: допущение постоянства свойств материала; наружная поверхность теплоизолирована; материал трубопровода — нержавеющая коррозионно-стойкая, жаропрочная, аустенитная сталь 08X18H10T; толщина стенки — 40 мм; температурное распределение в цилиндрической стенке принято, как в зависимости [3]. Окружные напряжения в толстостенной цилиндрической стенке могут быть получены по зависимости [4]:

$$S_0 = \frac{\alpha E}{(1 - \nu) R^2} \left[\frac{R^2 + R_{in}^2}{R_{out}^2 - R_{in}^2} \int_{R_{in}}^{R_{out}} T R dR + \int_{R_{in}}^R T R dR - T R^2 \right],$$

где α — коэффициент линейного расширения, $1/^\circ\text{C}$; E — модуль упругости, Па; ν — коэффициент Пуассона; R , R_{in} и R_{out} — текущий, внутренний и внешний радиусы трубы, м.

В начальный момент температура однородна и равна 0°C . В тесте № 1 на внутренней поверхности трубы задается граничное условие 1-го рода в виде мгновенного (за 1 с) изменения температуры на 100°C , а в тесте № 2 накладывается граничное условие 3-го рода с аналогичным изменением температуры окружающей среды и коэффициентом теплоотдачи $2000 \text{ Вт}/(\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C})$. Входной параметр НС — температура на наружной поверхности, полученная из аналитического решения. Выходной параметр — окружное напряжение на внутренней поверхности трубы. Параметр l (сдвиг, смещение входных данных по временной шкале влево) равен 20. На рис. 1 представлены результаты тестов. Отмечается хорошее количественное и качественное согласование результатов аналитического расчета и нейросетевого предсказания температурного окружного напряжения на внутренней поверхности трубы, максимальное отклонение в размахе напряжений — 45 МПа .

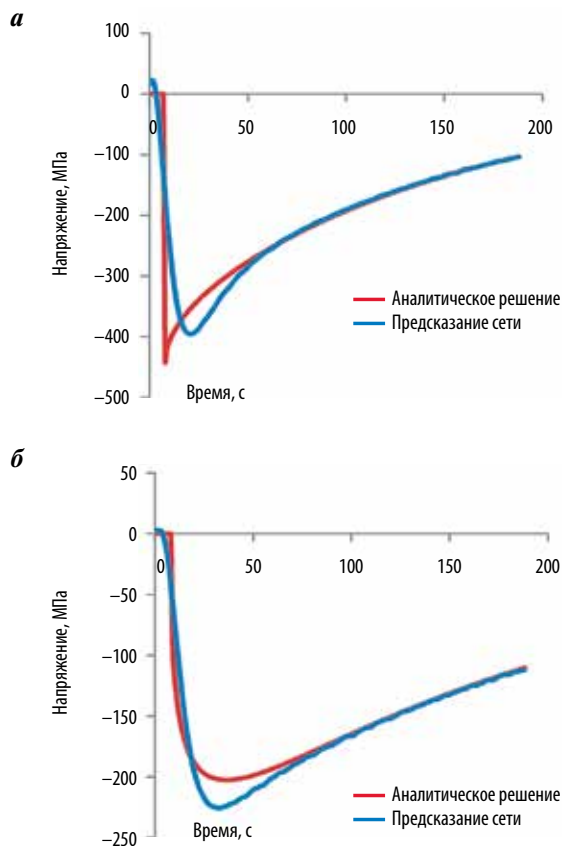


Рисунок сделан авторами

Рис. 1. Температурное окружное напряжение на внутренней поверхности трубы: нейросетевое предсказание и аналитическое решение. Заданы различные граничные условия: а — тест № 1; б — тест № 2

Обработка показаний температурных датчиков

Немаловажным вопросом использования НС для прогнозирования напряжений в конструкциях является устойчивость к возмущениям во входных данных, которые возможны в результате обработки исходного сигнала, а также при неполадках в самом датчике. Рассмотрим обработку температурных данных, полученных на соединительном трубопроводе компенсатора давления, с помощью НС, предсказывающую окружные напряжения на внутренней поверхности (рис. 2). Такие шумы в результатах расчета связаны с отсутствием гладкости функции температуры по времени во входном сигнале.

Для решения проблемы шумов можно предложить несколько основных способов:

- 1) проведение предварительной обработки сигнала путем его сглаживания или изменение процесса сбора данных;
- 2) увеличение расчетного временного шага;

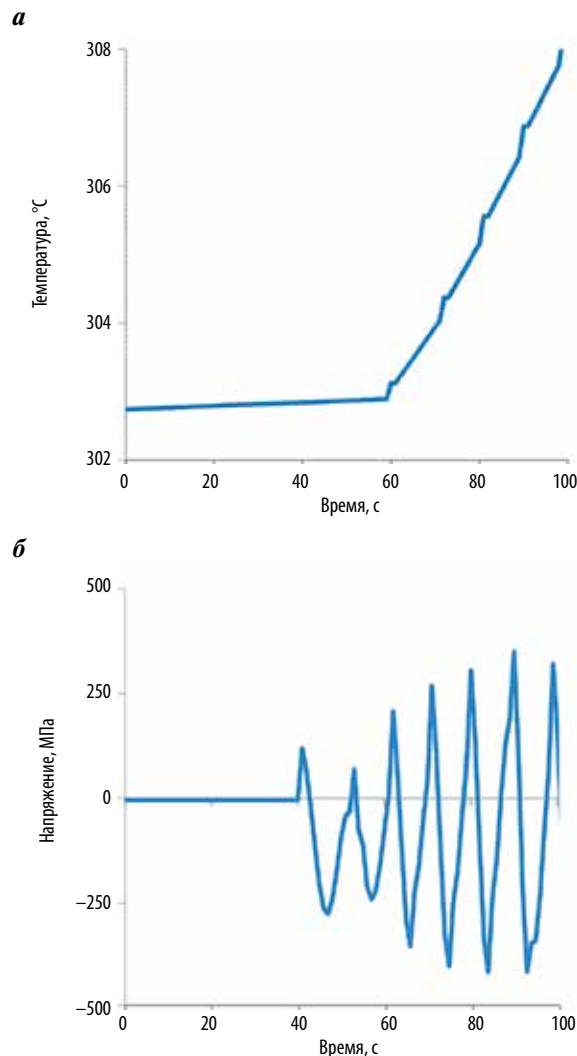


Рисунок сделан авторами

Рис. 2. Результаты обработки температурных данных (на соединительном трубопроводе компенсатора давления) при помощи нейронной сети (НС): предсказанные окружные напряжения на внутренней поверхности трубопроводов во временной динамике. Сигналы НС: а — входной; б — выходной

- 3) использование НС рекуррентного типа с внесенными возмущениями заданной амплитуды в обучающий набор данных;
- 4) ограничение точности обучения НС;
- 5) использование дополнительной НС для фильтрации данных.

Подходы 3–5 могут привести к некоторому снижению точности предсказаний напряжений.

Пример расчета напряжений с этим же входным сигналом, но с проведенной предварительной обработкой путем сглаживания приведен на рис. 3. Видно, что после выполнения такой операции результаты имеют физический характер, а сами значения напряжений характерны для такого температурного воздействия.

Расчет для трубопроводов

Рассмотрим соединительный и главный циркуляционный трубопровод (ГЦТ) в проектном режиме ложного срабатывания аварийной защиты. Входной параметр НС — значение температуры на наружной поверхности, а выходной — окружное напряжение на внутренней поверхности, где его значение наибольшее. Нейросетевые значения сравним с расчетными данными, полученными численно при решении прямой задачи термоупругости. В численных расчетах учитываются изменения тепловых и механических свойств в зависимости от температуры [5]. Сдвиг I равен 20 и 25 для соединительного трубопровода и ГЦТ соответственно.

На рис. 4 представлены результаты расчета, а также предсказаний НС. Большое значение температурных напряжений в ГЦТ в начальный момент времени связано с наличием наплавки на внутренней поверхности с отличным от основного металла коэффициентом температурного расширения.

Результаты показывают хорошее совпадение результатов, полученных двумя методами, с максималь-

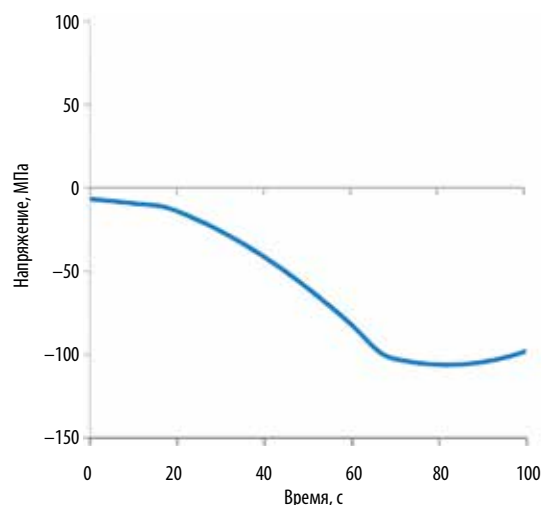


Рисунок сделан авторами

Рис. 3. Выходной сигнал нейронной сети после предварительной обработки входного сигнала путем сглаживания

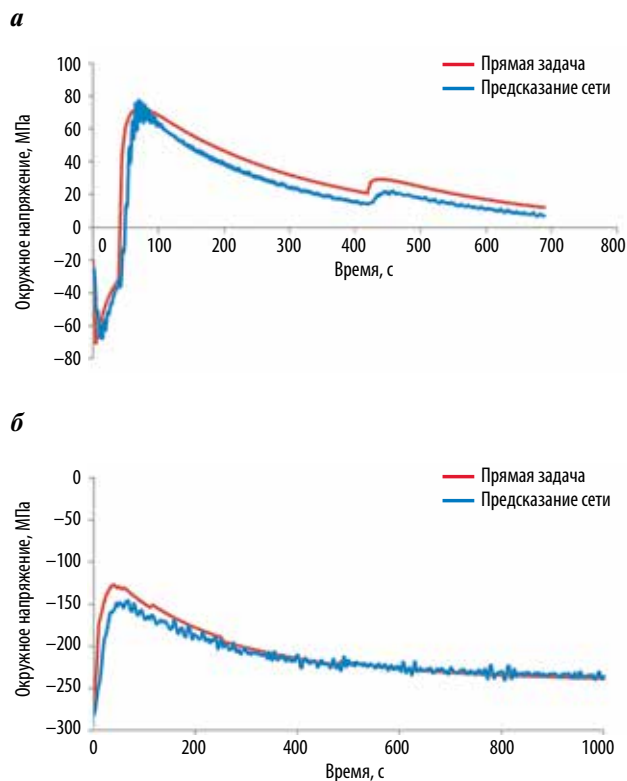


Рисунок сделан авторами

Рис. 4. Динамика значений окружного напряжения, полученная при помощи нейронной сети и решением прямой задачи термоупругости, для трубопроводов: а — соединительного; б — главного циркуляционного

ным отклонением в размахе напряжений 5 и 20 МПа для соединительного трубопровода и ГЦТ соответственно. Для определения результирующих значений напряжений необходимо к полученным с помощью НС температурным окружным напряжениям прибавить напряжения, возникающие под действием внутреннего давления, а также из-за условий закрепления. Эти напряжения могут быть вычислены заранее и использоваться в табличном виде.

Расчет тензора напряжений в трехмерных конструкциях

Рассмотрим патрубок на ГЦТ в трехмерной постановке. Выходные параметры НС — компоненты тензора напряжений в интересующей точке, которая обычно выбирается по результатам поверочных расчетов при обосновании прочности узла в техническом проекте РУ. Для примера выберем контрольную точку, расположенную в толще металла ГЦТ. На рис. 5 представлен общий вид модели врезки, расположение выбранной точки (контрольная точка D), а также расположение точек, в которых температура предполагается известной по показаниям термопар (точки A , B и C).

Представленная модель, использованная для обучения НС, включает следующие нагрузки и кинематические условия:

- температурное воздействие на внутренней поверхности;

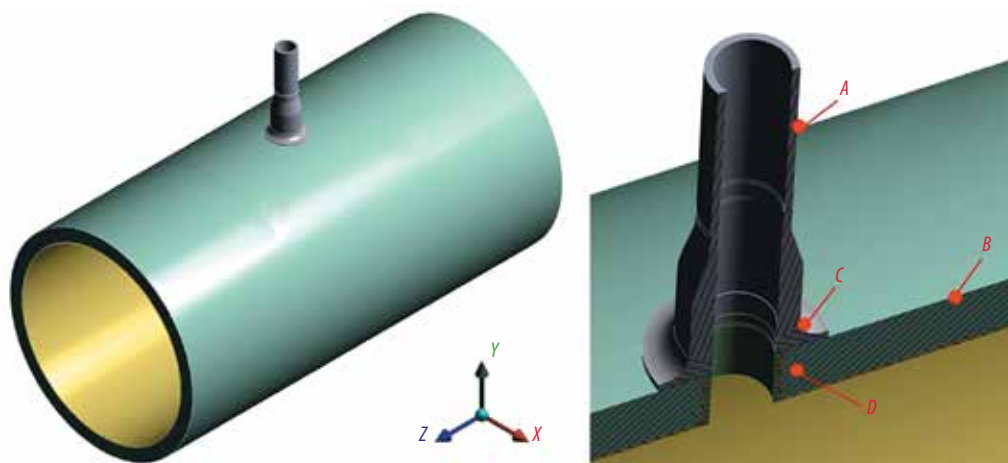


Рисунок сделан авторами

Рис. 5. Общий вид модели и расположение точек: *A, B, C* – точки с известной по показаниям термодатчиков температурой; *D* – контрольная точка (выбирается по результатам поверочных расчетов при обосновании прочности узла в техническом проекте реакторной установки), в данном примере расположена в толще металла главного циркуляционного трубопровода

- давление 1-го контура на внутренней поверхности;
- закрепление на одном конце ГЦТ;
- растягивающее напряжение на другом конце ГЦТ и на конце патрубка.

В данном случае входным параметром НС служит не только температура на наружной поверхности узла, но и значение давления в 1-м контуре. Обучение НС, как было упомянуто, проводилось на расчетных данных, полученных при случайных воздействиях давления и температуры на внутренних поверхностях в диапазоне значений, характерных для работы данного узла.

Рассмотрим проектный режим с ложным срабатыванием впрыска через данный патрубок. Температура теплоносителя в данном режиме изменяется от 20 до 298 °С, давление – от 15,7 до 16,2 МПа.

На рис. 6 представлены нейросетевые результаты нормальных напряжений вдоль осей *X* и *Y* расчетной модели (см. рис. 5) в точке *D*, полученные по значениям температур в точках *A, B* и *C* и давления теплоносителя, а также для сравнения показаны результаты, полученные при решении прямой задачи с помощью метода конечных элементов. Видно хорошее качественное совпадение предсказанных сетью и расчетных результатов. Максимальное отклонение в размахе нормальных напряжений по оси *X* составляет 6 МПа, по оси *Y* – 7 МПа.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрена нейронная сеть для расчета теплонапряженного состояния оборудования и трубопроводов реакторной установки ВВЭР. Показано, что нейронные сети простой конфигурации с достаточной точностью могут предсказывать значения и динамику напряжения, что можно использовать для дальнейшего определения повреждаемости оборудования. Расчеты происходят мгновенно, и это

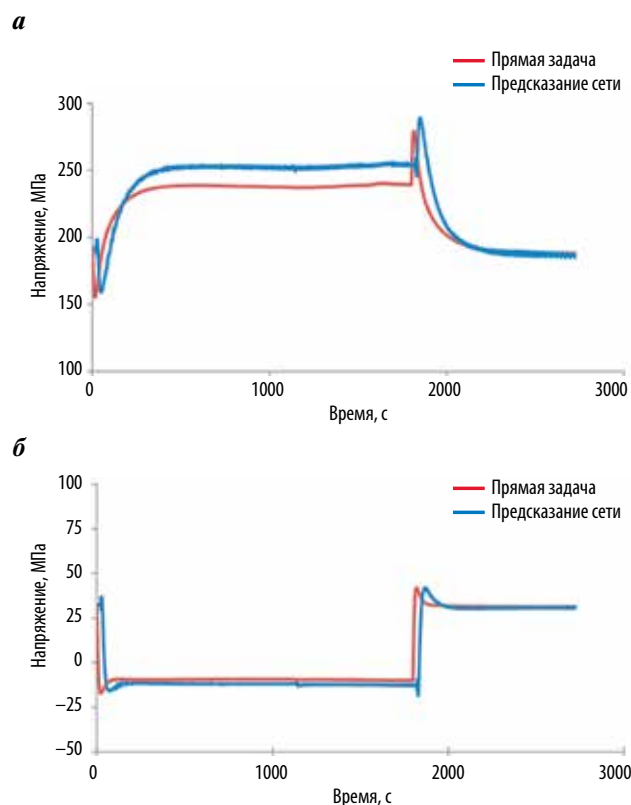


Рисунок сделан авторами

Рис. 6. Динамика значений нормального напряжения, полученного при помощи нейронной сети и решением прямой задачи термоупругости: *а* – по оси *X* модели (см. рис. 5); *б* – по оси *Y* модели

позволяет использовать методику в системах отслеживания в реальном времени.

На примере с обработкой показаний датчика показан основной недостаток расчетов при помощи нейронной сети – чувствительность к качеству входных данных. В работе представлены способы решения данной проблемы, такие как изменение временного

шага, который использует нейронная сеть, и предварительная обработка сигнала, на примере которой показана эффективность данного подхода.

Результаты аналитического и численных тестов демонстрируют состоятельность нейросетевого подхода (с предварительной обработкой сигнала) и перспективу его дальнейшего развития. На рассмотренной трехмерной конструкции врезки патрубка в главном циркуляционном трубопроводе показано, что при использовании дополнительных входных данных — давления теплоносителя, при необходимости можно обучить нейронную сеть определять не только термические напряжения, но и общие,

которые учитывают внутреннее давление и условия закрепления.

Приведенные в публикации расчеты направлены в первую очередь на иллюстрацию перспективности самого подхода к определению напряжений и проводились с фиксированными гиперпараметрами нейронных сетей. Оптимизация сетей позволит значительно увеличить точность расчета. Кроме того, даже в пределах одних и тех же параметров следует проводить обучение нейронных сетей несколько раз и выбирать из них, что не было сделано в настоящей работе, наиболее точную версию по результатам тестирования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Дерябин И.А., Королев В.В., Курбатова С.В., Сорокин Г.С. Определение теплового состояния трубопроводов РУ ВВЭР с помощью нейронной сети. — Вопросы атомной науки и техники. Сер. Физика ядерных реакторов, 2024, вып. 4, с. 120–128. <https://elibrary.ru/WOWHMS>
2. Дерябин И.А., Королев В.В., Сорокин Г.С. Использование рекуррентной нейронной сети для решения обратной задачи теплопроводности применительно к расчету температуры оборудования с ВВЭР. — Известия вузов. Ядерная энергетика, 2024, № 4, с. 144–154. <https://doi.org/10.26583/npe.2024.4.12>
3. Лыков А.В. Теория теплопроводности. М.: Высшая школа, 1967, 600 с.
4. Боли Б., Уэйнер Дж. Теория температурных напряжений. М.: Мир, 1964, 512 с.
5. Зубченко А.С., Дегтярев А.Ф., Каширский Ю.В. Марочник сталей и сплавов. — М.: Машиностроение, 2015, 1215 с. <https://elibrary.ru/ULKRTH>

Вклад авторов

Все авторы подтверждают соответствие своего авторства критериям ICMJE. Наибольший вклад распределен следующим образом: И.А. Дерябин — разработка концепции и методологии исследования, создание моделей, проведение исследования, написание статьи; С.В. Курбатова — проведение исследования, написание статьи; Г.С. Сорокин и В.В. Королев — редактирование и написание статьи.

Идентификаторы авторов

Дерябин Иван Андреевич: SPIN-код 1234-6210; WoS A-8833-2002 Author ID 100343; Scopus 55448238300; ORCID 0010-0020-6333-8888

Курбатова Софья Викторовна: SPIN-код 987-6210; ORCID 0009-0005-6777-8602; Researcher ID N-9988-2016;

Сорокин Георгий Сергеевич: SPIN-код 987-6210; Scopus 9871324371

Королев Владимир Васильевич: SPIN-код 9954-1234; Scopus 4459045500