

УДК 621.039:004.94

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭРОЗИОННО- КОРРОЗИОННОГО ИЗНОСА ЭЛЕМЕНТОВ ТРУБОПРОВОДОВ АТОМНЫХ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЙ МЕТОДОМ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

<sup>1</sup> И. В. Библик,  
[miles@ipmach.kharkov.ua](mailto:miles@ipmach.kharkov.ua)

<sup>1</sup> К. В. Аврамов, д-р техн. наук,  
[kvavramov@gmail.com](mailto:kvavramov@gmail.com)

<sup>2</sup> Р. А. Русанов,  
[rusanov@imp.gda.pl](mailto:rusanov@imp.gda.pl)

<sup>1</sup> Институт проблем  
машиностроения  
им. А. Н. Подгорного  
НАН Украины,  
61046, Украина, г. Харьков,  
ул. Пожарского, 2/10

<sup>2</sup> Институт проточных машин  
им. Р. Шевальского  
Польской АН,  
Польша, Гданьск 80-231,  
ул. Фишера, 14

*На основе комплексного подхода, использующего компьютерное моделирование процесса разрушения конструкционных материалов и технологию самообучающихся нейронных сетей, разработана методология прогнозирования скорости эрозионно-коррозионного износа (ЭКИ) элементов трубопроводов с однофазной средой второго контура АЭС. Нейросетевая модель реализована в среде программирования Delphi. Нейронная сеть состоит из входного слоя, содержащего семь элементов, и выходного слоя с двумя элементами. В качестве входных переменных нейронной сети выбраны параметры, оказывающие наибольшее влияние на процесс ЭКИ. Это температура среды, внутренний диаметр трубопровода, содержание кислорода в среде, скорость течения теплоносителя, водородный показатель, время проведения контроля (или начала эксплуатации) и время, на которое осуществляется прогнозирование. Для каждого из входных параметров сети выбирались интервалы возможных значений. При этом факторы, влияющие на скорость ЭКИ, но не вошедшие в реализуемую модель (содержание хрома, меди и молибдена в материале трубопровода, тип амина), приняты постоянными. Выходными параметрами нейронной сети являются скорость ЭКИ и изменение толщины стенки элемента трубопровода за прогнозируемый временной интервал. В качестве метода обучения нейронной сети выбран метод обратного распространения ошибки, который предполагает прямой и обратный проход по слоям сети. Обучающим алгоритмом нейронной сети является алгоритм обучения с учителем. Для тестовой выборки предлагается, наряду с данными эксплуатационного контроля, использовать результаты расчетов по статистической модели, созданной в рамках специального расчетно-экспериментального метода. Установлена принципиальная возможность использования нейронных сетей для прогнозирования скорости ЭКИ в элементах трубопроводов второго контура АЭС. Разработанный подход позволяет улучшить точность прогноза скорости эрозионно-коррозионного износа без определения всех зависимостей между множеством факторов, оказывающих влияние на процесс ЭКИ. Низкие значения ошибок построенных моделей позволяют использовать результаты расчетов для определения ресурсных характеристик трубопроводов с однофазной средой второго контура АЭС и оптимизации эксплуатационного контроля.*

**Ключевые слова:** нейронные сети, компьютерное моделирование, эрозионно-коррозионный износ.

### Введение

Практически все элементы трубопроводов и оборудования второго контура АЭС, изготовленные из перлитных и слаболегированных сталей, подвержены эрозионно-коррозионному износу. Эрозионно-коррозионный износ элементов трубопроводов АЭС проявляется в виде утонений, что в конечном итоге приводит к их разрушению. Большое разнообразие механизмов разрушения металла трубопроводов АЭС связано с различием геометрии, термогидродинамических характеристик, водно-химических параметров рабочей среды и т.д. Поэтому для оптимизации объемов контроля и предотвращения критических ситуаций актуальной является задача прогнозирования скорости ЭКИ в элементах трубопроводов АЭС.

Расчет скорости ЭКИ по данным эксплуатационного контроля содержит много неопределенностей, связанных с большим разбросом результатов измерений толщин стенок элементов трубопроводов в связи с неравномерностью ЭКИ. Это часто бывает вызвано различием условий нагружения разных участков трубопровода, а также стохастическими свойствами самого процесса ЭКИ. Так, например, для наиболее распространенного компьютерного кода *CHECKWORKS* расхождение данных эксплуатационного контроля с расчетными данными составляет  $\pm 50\%$  [1]. Из-за отсутствия на энергоблоках АЭС надежных

данных по факторам, входящим в компьютерные коды, расхождение считается удовлетворительным даже при величине от -50 до +250% [2].

В последнее время среди многообразия различных методик прогнозирования все большее распространение получают интеллектуальные информационные технологии, в которых используются искусственные нейронные сети. Большое число параметров, определяющих интенсивность процесса ЭКИ в элементах трубопроводов АЭС, сложным образом влияют друг на друга. Способность искусственной нейронной сети к обобщению может позволить улучшить прогноз относительно величины эрозионно-коррозионного износа без определения всех зависимостей между множеством факторов, обуславливающих процесс ЭКИ.

Целью настоящей работы является оптимизация объемов и периодичности контроля технического состояния элементов трубопроводов второго контура АЭС путем разработки метода прогнозирования интенсивности процесса ЭКИ на основе статистической модели процесса и технологии самообучающихся нейронных сетей.

### **1. Компьютерное моделирование процесса ЭКИ**

Известные модели прогнозирования развития процесса ЭКИ в трубопроводах АЭС, как правило, используют аналитические и эмпирические подходы. Аналитические модели, основанные на теоретическом описании физических процессов, применяются для исследования отдельных механизмов ЭКИ. Эмпирические модели строятся на основании данных эксплуатационного контроля и подразделяются на статистические и физико-химические.

К статистическим моделям относится и разработанная в рамках специального расчетно-экспериментального метода (РЭМ) модель прогнозирования развития процесса ЭКИ, позволяющая, помимо скорости ЭКИ, определять и ресурсные характеристики (остаточный ресурс эксплуатации) элементов трубопроводов АЭС с однофазной средой.

Специальный РЭМ [3,4] основан на компьютерном моделировании процесса разрушения материалов и элементов конструкций. Для решения задачи прогнозирования скорости ЭКИ в качестве значений номинальных толщин выбираются толщины, соответствующие условному диаметру трубопровода. Расчет скоростей ЭКИ и длительности эксплуатации элементов трубопроводных систем АЭС проводится на основе использования данных эксплуатационного контроля толщин стенок трубопроводов, причем поскольку процесс ЭКИ трубопровода связан с утонением его стенки, используется только информация об утонениях. При определении допустимой глубины эрозионно-коррозионных повреждений методика базируется на нормах прочности оборудования и трубопроводов АЭС [5].

К основным параметрам, необходимым для расчетов, помимо геометрических (вид элемента, диаметр, толщина стенки) и эксплуатационных параметров (температура среды, рабочее давление), относятся дата проведения контроля и результат толщинометрии, а также момент времени, для которого прогнозируется значение утонения.

В результате компьютерного моделирования процесса ЭКИ в элементах трубопроводов АЭС генерируется последовательность коррозионных дефектов с заданными параметрами распределения (средней глубиной и дисперсией) и прогнозируется средняя глубина разрушения поверхностей элементов трубопроводов за заданный срок его эксплуатации. Для оценки вероятности разрушения (достижения коррозионными повреждениями предельно допустимой величины) определяется зависимость коэффициента вариации (дисперсии) глубины разрушений от времени эксплуатации. В результате расчета на любом этапе нагружения формируется файл выходных данных, содержащий информацию об изменении средней глубины и дисперсии эрозионно-коррозионных повреждений во времени.

Преимуществом разработанной модели является возможность получить распределение значений толщины стенки элемента трубопровода в любой момент времени, в отличие от данных эксплуатационного контроля. Статистическая модель позволяет прогнозировать скорость ЭКИ для прямых участков, отводов, гибов и околошовных зон трубопроводов АЭС. К недостаткам модели относится невозможность оценить влияние физико-химических свойств металла (содержание хрома, меди, молибдена); тепло-гидравлических характеристик рабочей среды (температура, скорость); показателей водно-химического режима и т. д. на скорость ЭКИ.

Вышеуказанного недостатка лишен подход к прогнозированию ЭКИ, основанный на использовании математического аппарата теории нейронных сетей, позволяющих воспроизводить сложные зависимости входных данных от выходных. Нейронные сети хорошо зарекомендовали себя в области модели-

рования систем и процессов, внутренние связи которых либо мало изучены, либо реализуют сложные взаимодействия [6]. Эрозионно-коррозионный износ элементов трубопроводов АЭС относится к таким процессам. Использование нейронной сети для решения задачи прогнозирования ЭКИ может позволить оценить взаимное влияние всех факторов и улучшить точность прогноза.

## 2. Модели, основанные на использовании нейронных сетей

Модели, основанные на использовании нейронных сетей, могут рассматриваться как перспективная альтернатива и дополнение к традиционным методам оценки эрозионно-коррозионного износа оборудования второго контура АЭС, в том числе и к приведенной выше статистической модели, основанной на компьютерном моделировании.

Основными характеристиками нейронной сети являются структура, количество слоев, тип нейрона, входные и выходные величины, алгоритм обучения. Выбор входных параметров нейронной сети обусловлен объемом и качеством экспериментальных данных, имеющихся для обучения.

Для решения задачи прогнозирования скорости ЭКИ предлагается реализовать модель нейронной сети, содержащую семь входных параметров и два выходных. Входные сигналы выбраны с учетом их относительного влияния на процесс ЭКИ. Это – температура среды, внутренний диаметр трубопровода, содержание кислорода в среде, скорость течения теплоносителя, водородный показатель  $pH$ , время проведения контроля (или начала эксплуатации) и время, на которое осуществляется прогнозирование.

Значения входных параметров, необходимых для работы сети, контролируются в процессе эксплуатации либо указаны в проектной и рабочей документации. Факторы, влияющие на скорость ЭКИ, но не вошедшие в реализуемую модель (содержание хрома, меди и молибдена в металле трубопровода, тип амина), приняты постоянными. Значения входных параметров в разработанной нейросетевой модели находились в следующих диапазонах [2]:

- температура среды – 142–300 °С;
- диаметр трубопровода – 89–630 мм;
- концентрация кислорода – 0–40 мкг/кг;
- скорость среды – 0,1–10 м/с;
- значение  $pH$  – 7–10,2.

В качестве выходных параметров нейронной сети, характеризующих интенсивность ЭКИ, выбраны скорость и значение утонения стенки элемента трубопровода (изменение толщины стенки, отнесенное к номинальной ее толщине) за прогнозируемый временной интервал.

Здесь необходимо отметить следующее. При разработке зарубежных программных средств для расчета ЭКИ принято допущение о том, что длительность эксплуатации не оказывает влияния на скорость ЭКИ и изменение толщины стенки (утонения). Это допущение может быть реализовано, если факторы, ускоряющие эрозионно-коррозионный износ, и факторы, его замедляющие, уравновешиваются друг другом. Однако для условий эксплуатации трубопроводов АЭС линейная зависимость величины утонения от времени и постоянство скорости ЭКИ не типичны. Так, например, анализ замеров толщин стенок трубопроводов питательной воды АЭС с ВВЭР-1000 показывает, что среднее значение скорости ЭКИ в первые пять лет эксплуатации составляет 0,84 мм/год, а в последующие пять лет – 0,38 мм/год, т.е. уменьшается примерно в 2,2 раза [7]. Поэтому использование в качестве входных параметров сети времени проведения контроля и времени, на которое осуществляется прогноз, должно позволить учесть нелинейную зависимость утонения стенки трубопровода от времени и, соответственно, улучшить качество прогноза.

Наиболее часто используемой активационной функцией нейронной сети является сигмоидальная функция  $f(x)$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}},$$

где  $\alpha$  – параметр, характеризующий наклон графика функции активации;  $x$  – входной параметр;  $f(x)$  – значение выхода нейрона.

Сигмоидальная функция является строго монотонно возрастающей, непрерывной и дифференцируемой. Основное достоинство этой функции в том, что она дифференцируема на всей оси абсцисс и имеет простую производную

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \alpha f(x)(1 - f(x)),$$

что позволяет существенно сократить вычислительную сложность метода обучения нейронной сети, в качестве которого используется метод обратного распространения ошибки [8].

Исходные данные преобразуются к виду, в котором их можно подать на входы сети. Нормировка выполняется, когда на различные входы подаются данные разной размерности. Данные нормируются на интервал (0, 1) – диапазон выходных значений сигмоидальной функции. Преобразование величины  $x$  в переменную  $s$  осуществляется в соответствии с формулой

$$s = [x - \min(x_1 \dots x_n)] / [\max(x_1 \dots x_n) - \min(x_1 \dots x_n)],$$

где  $n$  – количество значений величины  $x$ .

Обратное преобразование из  $s$  в  $x$  выполняется следующим образом:

$$x = \min(x_1 \dots x_n) + s[\max(x_1 \dots x_n) - \min(x_1 \dots x_n)].$$

В качестве метода обучения нейронной сети используется метод обратного распространения ошибки, который предполагает прямой и обратный проходы по слоям сети. При прямом проходе входной вектор подается на входной слой нейронной сети, после чего распространяется по сети. В результате генерируется набор выходных сигналов, который и является фактической реакцией сети на данный входной образ. Во время прямого прохода все веса сети фиксированы. Во время обратного прохода все веса настраиваются в соответствии с правилом коррекции ошибок, а именно: фактический выход сети вычитается из желаемого, в результате чего формируется сигнал ошибки. Этот сигнал впоследствии распространяется по сети в обратном направлении. Веса сети настраиваются с целью максимального приближения выходного сигнала сети к желаемому.

Алгоритм обратного распространения ошибки выглядит следующим образом.

1. Выбирается обучающая пара из обучающего множества и подается входной вектор на вход сети.
2. Вычисляется выход сети по формуле

$$y = f(S) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha S}},$$

где  $S = \sum_{i=1}^n (x_i w_i)$ ;  $n$  – число входных параметров;  $x_i$  – значение  $i$ -го входа;  $w_i$  – вес  $i$ -го входа.

Значения весов подбираются в процессе обучения сети, заключающемся в приближении выходных параметров к ожидаемым значениям. К сожалению, не существует универсального метода подбора весов, который бы гарантировал нахождение наилучшей начальной точки для любой решаемой задачи [8]. По этой причине в большинстве практических реализаций чаще всего применяется случайный подбор весов с равномерным распределением значений в заданном интервале (в нашем случае в интервале (-0,5; 0,5)). Сам подход к обучению нейросети подразумевает старт с неправильной позиции в поисках правильной.

3. Определяется разность между выходом сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары)

$$\Delta_i = y_i - d_i.$$

4. Изменение веса производится по формуле

$$\Delta w_i = \eta \Delta_i y_i (1 - y_i) x_i,$$

где  $\eta$  – параметр, определяющий скорость обучения.

5. Для каждого вектора обучающего множества шаги 2–4 повторяются до тех пор, пока ошибка на всем множестве не достигнет приемлемого уровня.

В качестве обучающего алгоритма разработанной нейронной сети выбран алгоритм обучения с учителем. При таком обучении набор исходных данных делят на две части – собственно обучающую выборку и тестовые данные. Обучающие данные подаются сети для обучения, а проверочные – используются для расчета ошибки сети.

Несмотря на то, что в настоящее время накоплены большие массивы данных эксплуатационного контроля, только небольшая часть этих данных обработана. Кроме того, анализ данных контроля затруд-

нен из-за объективных сложностей, связанных с представлением данных замеров и их точностью. Поэтому в настоящей работе тестовые выборки сгенерированы как на основе данных эксплуатационного контроля, так и на основе результатов компьютерного моделирования.

### 3. Результаты применения разработанной методологии

Для каждого геометрического типа элементов трубопровода (прямой участок, гиб, отвод и т.п.) должна быть построена отдельная сеть, что значительно упростит структуру нейронной сети и повысит точность модели. С помощью разработанной методологии осуществлялось прогнозирование скорости ЭКИ прямых участков трубопроводов с однофазной средой второго контура АЭС.

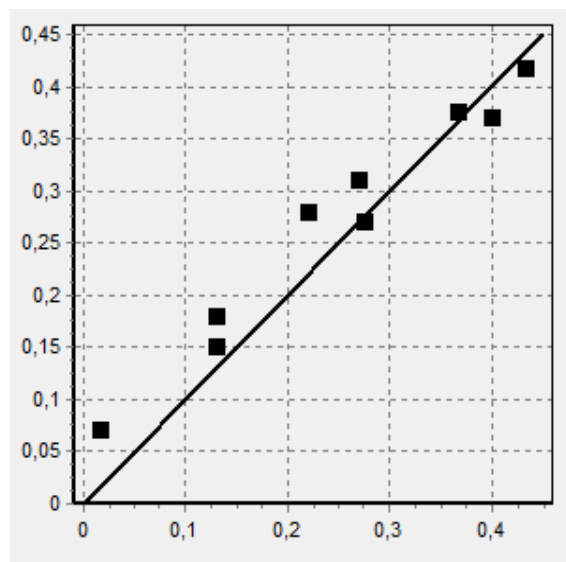
Обычно при прогнозировании проводится как оценка ожидаемого значения переменной (в нашем случае скорости ЭКИ или толщины стенки трубопровода), так и оценка интервала времени, на котором сохраняется вероятность нахождения прогнозируемых значений переменной. В некоторых случаях не столь важным оказывается предсказание конкретных значений прогнозируемой переменной, сколь предсказание значительных изменений ее величины, в частности уменьшение толщины стенки элемента трубопровода ниже предельно допустимой. В этом случае также используются результаты расчетов по статистической модели с применением компьютерного моделирования.

На рисунке приведены результаты оценки точности аппроксимации результатов работы нейронной сети (линия – линия регрессии, точки – выходные значения) для двух тестовых выборок. Средняя квадратичная ошибка прогноза, вычисляемого нейронной сетью для случая использования в качестве тестовой выборки данных эксплуатационного контроля, составляет 0,035; для тестовой выборки на основе расчетов по статистической модели с использованием РЭМ – 0,037.

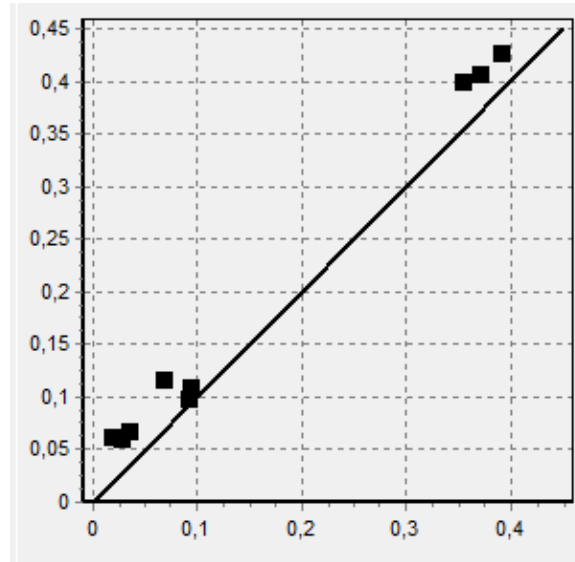
Целевые значения сети составляют 0,31; 0,18; 0,15; 0,07; 0,27; 0,28; 0,375; 0,37; 0,417; выходные – 0,271; 0,13; 0,13; 0,016; 0,275; 0,22; 0,367; 0,4; 0,433.

Практически одинаковая ошибка прогноза скорости ЭКИ в случае использования двух разных тестовых выборок свидетельствует о возможности применения результатов, полученных расчетно-экспериментальным методом, для тестовых выборок при отсутствии необходимого количества данных эксплуатационного контроля, верификации разрабатываемой нейронной сети для каждого типа элементов трубопроводов АЭС, уточнения результатов расчетов и прогнозов.

С помощью разработанной нейронной сети может быть решена и обратная задача, когда по известной величине скорости ЭКИ может быть рассчитано значение одного из неизвестных исходных параметров (температура, скорость среды, концентрация кислорода и др.).



а



б

Графики линейной регрессии между выходом сети и эталоном. Тестовые выборки на основе данных: а – контроля; б – результатов компьютерного моделирования

### Выводы

Установлена принципиальная возможность использования технологии самообучающихся нейронных сетей для прогнозирования скорости ЭКИ в элементах трубопроводов второго контура АЭС.

Совместное использование двух составляющих: разработанной методики на основе РЭМ и нейронной сети может оказаться целесообразным при оценке возможности надежной и безопасной эксплуатации элементов трубопроводов АЭС, подверженных ЭКИ.

Основным преимуществом разработанного подхода является возможность проведения прогнозных расчетов скорости ЭКИ и оптимизация эксплуатационного контроля.

С помощью разработанной нейронной сети можно решать не только прямые задачи, в которых по входным данным определяется выходное значение (скорость ЭКИ) используемой модели, но и обратные задачи, в которых по известным выходным значениям производится поиск входных данных, приводящих к появлению имеющихся выходных. Таким образом, разработанная методология может быть использована для оценки эффективности водно-химических режимов, исследования влияния геометрии и режимных параметров на интенсивность ЭКИ элементов трубопроводов АЭС.

### Литература

1. Naftal' M. M., Baranenko V. I., Gulina O. M. Use of software tools for calculating flow accelerated corrosion of nuclear power plant equipment and pipelines. *Thermal Eng.* 2014. Vol. 61. № 6. P. 456–463.
2. Бараненко В. И., Янченко Ю. А., Гулина О. М., Докукин Д. А. О расчете скорости эрозионно-коррозионного износа и остаточного ресурса трубопроводов АЭС. *Изв. вузов. Ядер. энергетика.* 2010. № 2. С. 55–63.
3. Милешкин М. Б., Библик И. В. Применение специального расчетно-экспериментального метода для оценки остаточного ресурса элементов конструкций по фактическому состоянию материала. *Надежность и долговечность машин и сооружений.* 2006. Вып. 27. С. 304–310.
4. Милешкин М. Б., Библик И. В., Инкулис В. В. Оценка вероятности безотказной работы оборудования АЭС на основе моделирования изменения степени эксплуатационной поврежденности. *Надежность и долговечность машин и сооружений.* 2009. Вып. 32. С. 105–112.
5. РД ЭО 0571-2006. Нормы допустимых толщин элементов трубопроводов из углеродистых сталей атомных станций. – Введ. 2006-11-01. М.: ОАО «Концерн Росэнергоатом», 2006. 44 с.
6. Бараненко В. И., Гулина О. М., Докукин Д. А. Методологическая основа прогнозирования эрозионно-коррозионного износа оборудования АС методом нейросетевого моделирования. *Изв. вузов. Ядер. энергетика.* 2008. № 1. С. 3–8.
7. Бараненко В. И., Гетман А. Ф., Овчаров О. В., Гусаров А. Е. Использование программных средств для расчета коррозии трубопроводов и оборудования энергоблоков АЭС. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [www.gidropress.podolsk.ru/files/proceedings/mntk2017/autorun/article19-ru.htm](http://www.gidropress.podolsk.ru/files/proceedings/mntk2017/autorun/article19-ru.htm)
8. Хайкин С. Нейронные сети: пер. с англ. М.: Издат. дом «Вильямс», 2006. 1104 с.

*Поступила в редакцию 07.06.2018*