

СРЕДА МОДЕЛИРОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИКИ ОБОРУДОВАНИЯ АЭС

С.И. Шаповалова, Г.И. Шараевский

Национальный технический университет Украины «КПИ»,
03056, Киев, проспект Победы, 37.
Тел.: +38(044) 241 8672, E-mail: lana@aprodos.ntu-kpi.kiev.ua

Описаны исследования по распознаванию режимов основного оборудования АЭС по стохастическим сигналам с помощью нейронных сетей Кохонена и Хэмминга.

In this article the research on recognition of the modes of APP's primary equipment based on stochastic signals through the Kohonen and Hamming neural networks was performed.

Введение

Сложность технологических схем современных ядерных энергоустановок приводит к необходимости постоянного контроля более 20000 значений технологических параметров (для энергоблоков с реакторами ВВЭР-1000, РБМК-1000, РБМК-1500, БН-600), которые формируются их первичными датчиками. Несмотря на высокие эргономические характеристики человеко-машинных интерфейсов, которые в последние годы стали широко применяться в компьютерном оснащении современных блочных щитах управления (БЩУ) АЭС, уровень информационной нагрузки операторов является высоким, близким к предельно допустимому.

Диагностические решения об эксплуатационных режимах и реальном техническом состоянии контролируемого оборудования эвристически формируются операторами БЩУ на основе предоставляемых им массивов текущих значений технологических параметров ядерного энергоблока.

Постановка проблемы. С учетом недостаточной надежности и устойчивости человека-оператора в современных вычислительных комплексах требование автоматизации процедур формирования диагностических решений является одним из наиболее приоритетных. При этом функциональное ядро должно составить алгоритмы автоматического распознавания начальных фаз возникновения аномальных и аварийных эксплуатационных режимов в наиболее ответственных элементах, и системах ядерных энергоустановок (ЯЭУ).

Существующие детерминированные алгоритмы контроля технологических параметров ядерного энергоблока не обеспечивают возможность надежной идентификации нештатных режимов эксплуатации элементов и систем основного оборудования АЭС.

Анализ последних исследований. Основными сложностями при решении задач диагностики основного оборудования АЭС являются:

- зашумленность сигналов в результате влияния других работающих механизмов;
- стохастический характер сигналов датчиков от технологических параметров ядерного реактора (ЯР).

Последнее обусловлено вероятностной природой нейтронных и теплогидравлических процессов в элементах и системах реакторной установки.

Специфика задач диагностики реакторных установок и методы ее решения описаны в [1–4]. Практически все диагностические системы, которые используются в настоящее время в структуре технических средств АСУ ТП АЭС, основаны на детерминированных процедурах анализа значений важнейших технологических параметров ЯЭУ. Однако детерминированный подход приводит к частичной утрате диагностической информации, которая содержится в флуктуационных составляющих диагностических сигналов (например, в задачах распознавания режимов кипения).

Благодаря возможности обучения в реальных условиях работы АЭС, нейронные сети при распознавании позволяют учесть не только случайный характер сигналов, но и особенности, присущие конкретной ядерной установке.

Основная концепция нейронных сетей изложена в [5]. Использование нейросетевых методов доказало высокую надежность и быстродействие распознавания режимов оборудования АЭС [6].

Цель работы – обоснование концепции и основных характеристик среды моделирования нейронных сетей для решения задач диагностики оборудования АЭС по стохастическим сигналам.

Задача распознавания режимов работы оборудования

Созданная среда моделирования предназначена для решения задач диагностики, которые могут быть сведены к задачам распознавания режимов работы оборудования по сигналам соответствующих датчиков.

Постановка задач диагностики и составление обучающей выборки осуществлялось по результатам использования метода акустического контроля основных параметров АЭС. Принятие диагностических решений о реальном техническом состоянии данного оборудования затруднено из-за высокого уровня технологических шумов.

Задача диагностики заключается в идентификации текущего режима работы оборудования к одному из эталонных режимов. Совокупность распознаваемых режимов $A_i, i = 1, 2, \dots, M$, образует множество распознаваемых классов $\mathbf{A} = \{A_1, A_2, \dots, A_M\}$. Каждый элемент A_i является определенным типом режима работы и задается множеством спектральных значений преобразованного сигнала с равномерным шагом по оси абсцисс.

В реальной ситуации сигнал сильно зашумлен. Поэтому на вход нейронной сети подается не изначальный сигнал регистрирующей аппаратуры, а обработанный «отфильтрованный». Входной вектор нейронной сети представляет множество $\mathbf{X}_j, j = 1, 2, \dots, N$ – дискретно задающих диагностический сигнал.

Выходом может быть либо распределение вероятностей по режимам работы оборудования, либо номер наиболее вероятного режима.

В разработанном программном комплексе использовались два различных подхода к реализации нейронных сетей: сеть Хэмминга и Кохонена.

В табл. 1 приведены решенные с помощью предлагаемого программного обеспечения задачи диагностики, которые могут быть отнесены к задачам распознавания.

Таблица 1. Тестовые задачи диагностики основного оборудования АЭС

№ п/п	Наименование оборудования АЭС	Наименование узла диагностируемого оборудования АЭС	Тип диагностируемого процесса	Наименование классов
1	Паровые турбоагрегаты АЭС	Гидродинамические подшипники скольжения	Аномальные и предаварийные режимы трения	A_1 – приработанное состояние A_2 – начало разрушения смазочного слоя A_3 – разрушение смазочного слоя A_4 – сухое трение
2	Главные циркуляционные насосы	Система механического уплотнения вала	Аномальные и предаварийные режимы уплотнения	A_1 – ламинарные режимы трения уплотняющей жидкости A_2 – кипение в щелевом зазоре A_3 – кризис теплоотдачи в щелевом зазоре
3	Активная зона ядерного реактора	Оболочки ТВЭЛ	Аномальные и предаварийные режимы кипения	A_1 – штатный режим эксплуатации A_2 – теплогидравлическая аномалия в активной зоне ЯР A_3 – нестабильный режим теплоносителя A_4 – предаварийный режим теплоносителя A_5 – аварийный режим
4	Активная зона ядерного реактора	Тепловыделяющие сборки	Аномальные и предаварийные режимы колебательной неустойчивости	A_1 – отсутствие колебательной неустойчивости в активной зоне A_2 – начало колебательной неустойчивости в активной зоне A_3 – параметрический резонанс теплоносителя в реакторном канале

Среда моделирования нейронных сетей для задачи распознавания

Несмотря на общую постановку, для эффективного решения каждой из вышеприведенных задач требуется построение собственной нейронной сети. Для исследований были выбраны два концептуально различных подхода к реализации нейронных сетей – рекуррентная сеть (сеть Хэмминга) и сеть самоорганизации. В первом случае предусматривается обучение с учителем, во втором – самообучение по модели Кохонена. Обе разновидности нейронных сетей допустимы для решения поставленных задач распознавания диагностируемого сигнала. Для выбора архитектуры сети и настройки ее параметров была создана среда моделирования.

Все задачи представлялись согласно обеих концепций нейронных сетей, проводилось их обучение, тестирование и сравнение результатов по следующим критериям оптимальности:

максимальный уровень шума, при котором обеспечивается 100 % корректное распознавание. При распознавании на сети Кохонена исследования показали, что сети самоорганизации более надежны при распознавании зашумленного сигнала. Верная идентификация достигается вплоть до 60 % зашумленности от максимальной амплитуды сигнала. В случае сетей Хэмминга этот показатель не превышает 23 %;

минимальная размерность входного вектора нейронной сети. Исследования показали, что корректней проводить обучение и соответственно – распознавание по примерам, представляющим не непосредственной диагностирующий сигнал, а сглаженный – очищенный от шумовых составляющих;

максимальное быстродействие нейронной сети в рабочем режиме: Быстродействие нейронных сетей в рабочем режиме определяется вычислительными ресурсами. Для его объективного оценивания мы использовали оценку сложности расчетов $O(\cdot)$. Для сети Хэмминга – $O(r \times n_1)$;

где r - размерность входного вектора, n_1 – количество нейронов 1-го слоя.

Для сети самоорганизации $O(\delta^2 \times k)$, где δ – размерность (количество нейронов), определяющая топологическую окрестность, k – количество распознаваемых классов.

Каждая задача диагностики требует настройки своей модели нейронной сети (табл. 2). Это является дополнительным подтверждением необходимости среды моделирования.

Таблица 2. Варьируемые параметры обучения

№ п/п	Параметры	Архитектура сети	
		Для сети Хэмминга	Для карт самоорганизации
1	Размерность входного вектора	+	+
2	Количество нейронов сети.	+	+
3	Установка количества итераций на этапе упорядочивания и этапе сходимости	-	+
4	Размер топологической окрестности (на этапе упорядочивания и этапе сходимости)	-	+
5	Параметр скорости обучения (на этапе упорядочивания и этапе сходимости)	-	+
6	Установка центров классов	-	+

Структура программного комплекса диагностики режимов оборудования

Програмное обеспечение решения задач диагностики представляет собой комплекс модулей, предназначенных для автоматизации отдельных этапов обработки диагностической информации, и включает в себя подсистемы:

- предобработки данных;
- визуализации данных;
- нейросетевой диагностики.

Подсистема предобработки данных формирует входной вектор нейронной сети по следующей схеме:

- прямое преобразование Фурье;
- обнуление шумовой составляющей спектра;
- обратное преобразование Фурье.

Подсистема визуализации данных позволяет получить:

- отображение распознаваемого сигнала;
- визуализацию моделируемого по уровню шума спектрального сигнала;
- визуализацию двумерной карты Кохонена;
- визуализацию трехмерной карты Кохонена.

Особенностью подсистемы визуализации является то, что она включает в себя дополнительные возможности:

Настройки моделирования входного сигнала для определения оптимальной размерности входного вектора [6].

Выбор и настройку параметров нейронных сетей [7].

Подсистема нейросетевой диагностики состоит из 5 модулей (рисунок).

Интерфейсный модуль представляет собой набор процедур для работы пользователя с экранными формами: модуль обучения производит построение и обучение нейросетевой модели; модуль распознавания проводит расчет параметров по обученной нейросетевой модели; модуль распознавания состоит из двух модулей, реализующих модели нейронных сетей Хэмминга и Кохонена; модуль сохранения данных заносит обучающую выборку в базу данных, а модуль загрузки данных, в свою очередь, – загружает.

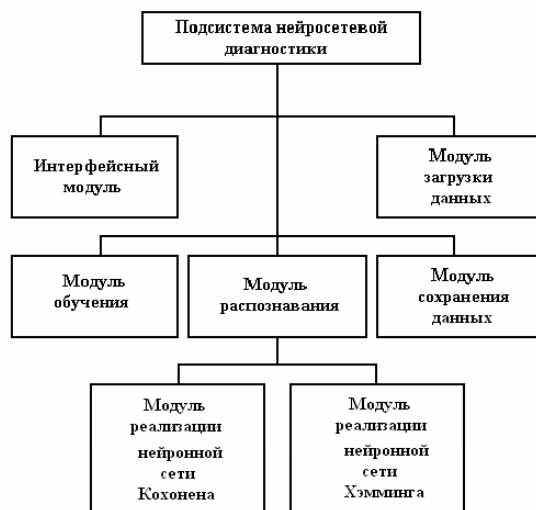


Рисунок. Структура подсистемы нейросетевой диагностики

База данных позволяет снять ограничения на размер файлов данных, стандартизировать процесс ввода данных, позволяет методами SQL запросов проводить выборки данных по заданным параметрам, а также дает возможность использовать, при необходимости, данные, подготовленные в других программах.

Программный комплекс может быть использован для решения прикладных задач диагностики оборудования, а также для моделирования архитектуры и параметров нейронной сети, оптимальной для решения новой задачи распознавания сигналов.

Заключение

Разработана универсальная программная среда моделирования нейронных сетей для решения задач распознавания сигналов, поступающих от оборудования АЭС. Среда включает две различные модели нейронных сетей: Кохонена и Хэмминга. Исследования проводились для получения нейронной сети, соответствующей следующим критериям оптимальности: максимальный уровень зашумленности для достоверного распознавания, минимальная размерность входного вектора нейронной сети, максимальное быстродействие нейронной сети в рабочем режиме.

Эксперименты подтвердили возможность создания и настройки нейронной сети, которая в рабочем режиме обеспечивает 100 %-о корректную идентификацию основных режимов оборудования.

1. Григорьев В.А., Колюбин А.А., Логинов В.А. Электронные методы ядерно-физического эксперимента. – М.: Энергоатомиздат, 1988. – 336 с.
2. Анохин А.Н., Острейковский В.А., Сальников Н.Л. Системы поддержки оператора АЭС.- Обнинск: Институт атомной энергетики, 1988. – 92 с.
3. Самойлов О.Б., Усынин Г.Б., Бахметьев А.М. Безопасность ядерных энергетических установок. – М.: Энергоатомиздат, 1989. – 279 с.
4. Анохин А.Н., Острейковский В.А., Сальников Н.Л. Системы поддержки оператора АЭС. – Обнинск: Институт атомной энергетики, 1988. – 92 с.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
6. Шаповалова С.И., Шараевский Г.И. Диагностика подшипниковых узлов парового турбоагрегата АЭС с помощью нейронной сети // V Междунар. конф. "Интеллектуальный анализ информации ИАИ-2005". – Киев, 17-20 мая 2005: Сб. тр./ Под ред. Т.А. Таран. – Просвіта, 2005. – С. 296–301.
7. Шаповалова С.И., Шараевский Г.И. Пред обработка диагностируемого сигнала для распознавания нейронной сетью // VII Междунар. конф. "Интеллектуальный анализ информации ИАИ-2007". – Киев, 15-18 мая 2007: Сб. тр./ Ред. кол. С.В. Сирота (гл.ред.) и др. – К.: Просвіта, 2007. – С. 352–357.