

ШАРАЕВСКИЙ И.Г.<sup>1</sup>, ШИРОКОВ С.В.<sup>2</sup>,  
ШАРАЕВСКАЯ Е.И.<sup>2</sup>, ДМИТРЕНКО Н.П.<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Институт технической теплофизики НАН Украины

<sup>2</sup>Национальный технический университет Украины “КПИ”

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА АВТОМАТИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ ГЛАВНЫХ ЦИРКУЛЯЦИОННЫХ НАСОСОВ ЯДЕРНЫХ ЭНЕРГОБЛОКОВ

В роботі розроблено теоретичні основи методології автоматичного розпізнавання аномальних та аварійних режимів головних циркуляційних насосів АЕС, а також оцінки технічного стану цього складного об'єкту.

В работе разработаны теоретические основы методологии автоматического распознавания аномальных и аварийных режимов эксплуатации главных циркуляционных насосов АЭС, а также оценки технического состояния этого сложного объекта.

In work is designed theoretical bases to methodologies of the automatic recognition anomalous and before emergency conditions usages pump of NPP, as well as estimations of the technical condition this complex object.

**A** – класс образов;  
**B** – распознаваемый объект;  
**F** – порог функции активации;  
**f** – частота, функция активации;  
**M** – мощность множества классов;  
**m** – число нейронов;  
**n** – число синапсов;  
**R** – мощность множества градаций;  
**X** – вектор-реализация;  
**ε** – весовой коэффициент;

**АкЗ** – активная зона;  
**АСП** – автоспектральная плотность;  
**АЭС** – атомная электростанция;  
**ВВЭР** – водо-водяной энергетический реактор;  
**ИИ** – искусственный интеллект;  
**ИНС** – искусственная нейронная сеть;  
**СПО** – средства поддержки оператора;  
**ЯР** – ядерный реактор;  
**ЯЭУ** – ядерная энергоустановка.

Простои оборудования ядерных энергоблоков в периоды внеплановых ремонтов, связанных с восстановлением работоспособности основного оборудования АЭС, приводят к значительным экономическим потерям, которые обусловлены снижением КИУМ ядерных энергоблоков. Наряду с неотложными требованиями существенного повышения КИУМ этих сложных технических систем, после анализа причин тяжелых аварий на АЭС: ТМІ-2 (1979 г., США), а также Чернобыльской катастрофы (1986 г., СССР), – произошла кардинальная переоценка требований к разработке систем информационной поддержки оперативного персонала ЯЭУ. С учетом указанных экономических факторов, а также ставших в последнее время особенно актуальными приори-

тетных вопросов качественного совершенствования технических средств информационной поддержки оперативного персонала ядерных энергоблоков требования разработки и создания нового – интеллектуального – поколения диагностических систем [1] стали рассматриваться специалистами [2] в качестве ключевого звена проблемной задачи оптимального управления ядерными энергоблоками, а также считаться одним из главных приоритетов в комплексной проблеме повышения безопасности и эффективности эксплуатации действующих и проектируемых ЯЭУ.

В контексте указанных приоритетов одной из наиболее важных в настоящее время признана проблемная задача обнаружения зарождающихся дефектов в критически важных для безопасности

АЭС элементах и системах основного оборудования ядерных энергоблоков, включая насосную группу ГЦН первого контура ЯЭУ. Как известно [3], современные ГЦН являются бессальниковыми насосными агрегатами большой мощности и производительности с системой механического уплотнения вала, которые прокачивают облученный теплоноситель высоких параметров в условиях радиационных полей высокой интенсивности. К надежности и работоспособности ГЦН предъявляются высокие требования, обусловленные необходимостью бесперебойного охлаждения АкЗ ЯР. Вместе с тем, как следует из накопленной к настоящему времени статистики отказов оборудования ядерных энергоблоков, наиболее частыми причинами аварийных остановов АЭС с реакторами водо-водяного типа являются именно отказы ГЦН вследствие внезапного (для оперативного персонала) выхода из строя их наиболее часто повреждаемых узлов, а именно: пар трения в системе механического уплотнения вала и подшипника скольжения. Анализ указанных отказов свидетельствует о том, что их главной причиной являются именно аномальные процессы фазового перехода при кипении смазки в тонких жидкостных пленках, приводящие к аварийному ухудшению охлаждения пары трения, резкому снижению несущей способности гидродинамического клина и возникновению пятен контакта в этих парах через слой смазки в системе механического уплотнения вала и опорных подшипниках.

В последнее время в ряде стран ведутся интенсивные работы по применению технической диагностики оборудования АЭС, включая турбомашину ядерных энергоблоков нового метода акустического контроля на основе использования АЭ. Этот метод относится к перспективным пассивным методам контроля и не требует воздействия на диагностируемый объект физических полей или веществ как это реализуют активные методы, к которым относятся вихретоковый, ультразвуковой, магнитный, радиационный и др. Сущность метода состоит в том, что под действием механических нагрузок в материалах элементов и систем АЭС возникают механические колебания, которые связаны с динамической перестройкой структуры материала и называются

сигналами АЭ. Сигналы АЭ в виде акустических импульсов принимаются пьезопреобразователями и регистрируются аппаратурой, включая высокочастотные спектроанализаторы.

С физико-статистической точки зрения изнашивание и трение в период приработки пары трения являются нестационарными случайными процессами. При неизменных внешних параметрах трибологическая система эволюционирует к неравновесному стационарному состоянию, при котором процессы обмена и диссипации энергии продолжаются, однако свойства системы и параметры АЭ становятся однозначными функциями внешних параметров. Это означает, что по окончании приработки пары трения АЭ-процессы представляют собой стационарные случайные процессы.

На рис. 1 представлены типичные нормированные амплитудно-частотные спектры, которые зарегистрированы при разрушении защитной смазывающей пленки авторами настоящей работы на установке, моделирующей условия трения подшипников скольжения ГЦН, посредством измерительного комплекса “Малахит-АЭ-5Б”. Динамика изменения частотной структуры спектров АЭ, зарегистрированной при использовании смазки в следующих режимах трения:

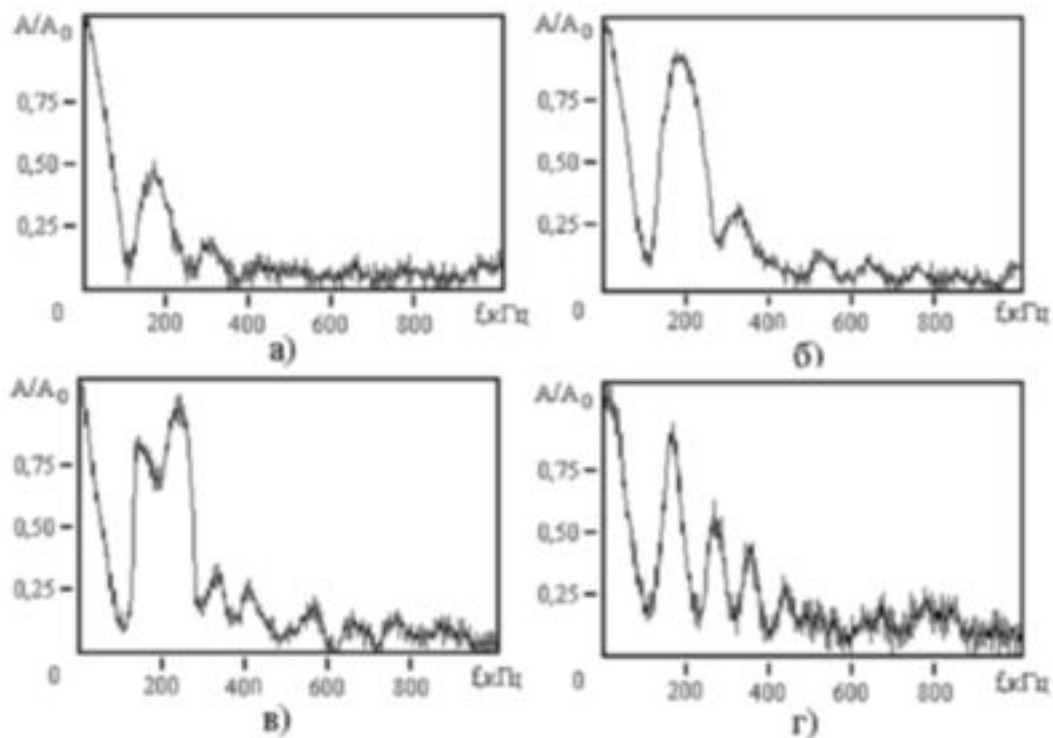
а) приработанное состояние, трение со смазкой МС-20 – рис. 1а (нормальный эксплуатационный режим);

б) начало разрушения смазочного слоя – рис. 1б (аномальный режим);

в) разрушение смазочного слоя – рис. 1в (начало аварийного режима);

г) сухое трение – рис. 1г (аварийный режим) – свидетельствует о высокой информационной значимости спектральных параметров АЭ и возможности их использования для целей диагностики технического состояния пары трения.

Задача идентификации вышерассмотренных режимов трения формулируется как распознавание этих режимов на основе случайных параметров автоспектральной плотности (АСП) сигналов АЭ, представленных на рис. 1. Совокупность распознаваемых режимов трения  $A_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$  образует множество распознаваемых классов  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_M\}$ , каждый элемент которого является определенным типом режима трения. В



**Рис. 1. Нормированные амплитудно-частотные спектры, зарегистрированные в процессе разрушения защитной смазывающей пленки пары трения.**

рассматриваемой модели распознавания таких классов режимов четыре:  $A_1$  – приработанное состояние;  $A_2$  – начало разрушения смазочного слоя;  $A_3$  – разрушение смазочного слоя;  $A_4$  – сухое трение, т.е. в рассматриваемой системе обозначений  $M = 4$ .

Каждое конкретное состояние диагностируемой пары трения характеризуется совокупностью  $V_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, T$  ( $T \gg M$ ) случайных АСП АЭ и образует подлежащее распознаванию множество  $V = \{V_1, V_2, \dots, V_T\}$ . Элемент множества  $V$  характеризуется совокупностью признаков теплогидравлического режима ТВС, которыми являются параметры АСП АЭ. Указанная совокупность признаков теплогидравлических режимов образует соответствующее множество  $X_N = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , причем каждая конкретная реализация множества  $X_N$  представляется в виде случайного  $N$  – мерного вектора. Множество признаков  $X_N$ , которыми описываются объекты множества  $V$ , характеризует  $N$  – мерное пространство признаков, в котором объекты классов  $A$  занимают некоторые области. При дискретном рассмотрении признаков для каждого из них  $x_k$  существует со-

вокупность градаций  $l = 1, 2, \dots, R$ , которая образует множество  $x_k = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_R^k\}$ .

В контексте сформулированной задачи распознавания в настоящей работе реализована ИНС Хэмминга [4], состоящая из двух слоев (рис. 2). Первый и второй слои имеют по  $m$  нейронов, где  $m$  – число образцов. Нейроны первого слоя имеют по  $n$  синапсов, соединенных со входами сети (образующими фиктивный нулевой слой). Нейроны второго слоя связаны между собой ингибиторными (отрицательными обратными) синаптическими связями. Единственный синапс с положительной обратной связью для каждого нейрона соединен с его же аксоном.

Идея работы сети состоит в нахождении расстояния Хэмминга от тестируемого образа до всех образцов. Расстоянием Хэмминга называется число отличающихся битов в двух бинарных векторах. Сеть должна выбрать образец с минимальным расстоянием Хэмминга до неизвестного входного сигнала, в результате чего будет активизирован только один выход сети, соответствующий этому образцу.

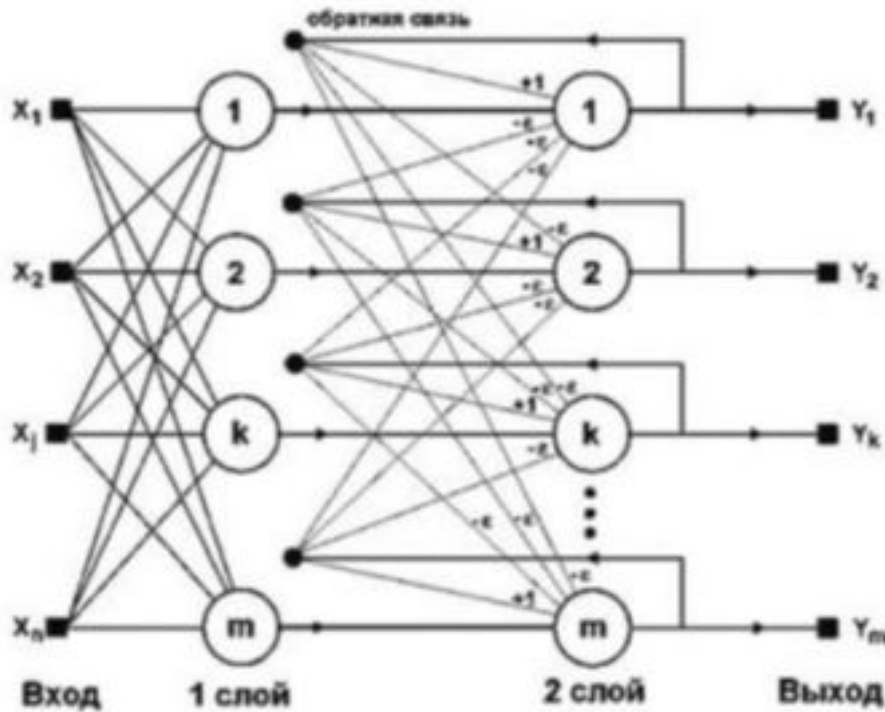


Рис. 2. Схема ИНС Хэмминга.

На стадии инициализации весовым коэффициентам первого слоя и порогу активационной функции присваиваются следующие значения:

$$w_{ik} = \frac{x_i^k}{2}, \quad i = 0 \dots n-1, \quad k = 0 \dots m-1,$$

$$T_k = n / 2, \quad k = 0 \dots m-1.$$

Здесь  $x_i^k$  –  $i$ -ый элемент  $k$ -ого образца.

Весовые коэффициенты тормозящих синапсов во втором слое берут равными некоторой величине  $0 < \varepsilon < 1/m$ . Синапс нейрона, связанный с его же аксоном, имеет вес +1.

Алгоритм функционирования сети Хэмминга следующий:

1) На входы сети подается неизвестный вектор  $X = \{x_i; i = 0 \dots n-1\}$ , исходя из которого рассчитываются состояния нейронов первого слоя (верхний индекс в скобках указывает номер слоя):

$$y_j^{(1)} = s_j^{(1)} = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} x_i + T_j, \quad j=0 \dots m-1.$$

После этого полученными значениями инициализируются значения аксонов второго слоя:

$$y_j^{(2)} = y_j^{(1)}, \quad j = 0 \dots m-1.$$

2) Вычислить новые состояния нейронов вто-

$$s_j^{(2)}(p+1) = y_j^{(2)}(p) - \varepsilon \sum_{k=0}^{m-1} y_k^{(2)}(p), \quad k \neq j, \quad 0 \dots m-1$$

и значения их аксонов:

$$y_j^{(2)}(p+1) = f[s_j^{(2)}(p+1)], \quad j=0 \dots m-1.$$

Функция активации  $F$  имеет вид сигмоидального порога, причем ее максимальное значение должно быть достаточно большим, чтобы любые возможные значения аргумента не приводили к насыщению.

3) Проверить, изменились ли выходы нейронов второго слоя за последнюю итерацию. Если да – перейти к шагу 2. Иначе – останов программы.

На основе рассмотренной модели ИНС Хэмминга выполнено распознавание АСП  $F$  с использованием 28-ти спектральных признаков, каждый из которых имел 70 градаций спектральной интенсивности для четырехэлементного множества  $A_1-A_4$ . Получена надежность правильной идентификации каждого из этих режимов трения, близкая к 100 %.

---

## Выводы

Вышеизложенное позволяет, таким образом, заключить, что разработанный в контексте методологии ИНС диагностический алгоритм:

- является эффективным средством раннего обнаружения аномальных и предаварийных режимов эксплуатации наиболее часто повреждаемых узлов ГЦЗ ядерных энергоблоков с реакторами ВВЭР;

- принципиально может составить функциональное ядро перспективной интеллектуальной системы диагностики ГЦН нового поколения.

## ЛИТЕРАТУРА

1. *Калинушкин А.Е., Митин В.И., Семченков Ю.М.* Создание экспертных систем для ядерной энергетики // Атомная техника за рубежом. – 1990. – Т. 7. – С.3–12.
2. *Абагян А.А., Воронин Л.М., Филимонцев Ю.П.* Проблемные вопросы эксплуатации АЭС // Материалы 2-ой международной конференции “Безопасность, эффективность и экономика атомной энергетики”, – М., ВНИИАЭС. – 2001. – С. 49–52.
3. *Маргулова Т.Х., Подушко Л.А.* Атомные электрические станции. – М.: Энергоиздат, 1982. – 264 с.
4. *Cichioki A., Unbehauen R.* Neural networks for optimization and signal processing. – N.Y.: Wiley, 1993. – P.536.