

УДК 621.039.56:004.896

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ВЫСОТНОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ПЛОТНОСТИ ПОТОКА НЕЙТРОНОВ В АКТИВНОЙ ЗОНЕ РЕАКТОРА

В. Ю. Самонин  
(ФГУП "ПО «Маяк»", г. Озёрск Челябинской области)

Проанализирована возможность получения в режиме on-line прогнозных оценок параметров высотного распределения плотности потока нейтронов в активной зоне промышленного реактора с помощью аппарата искусственных нейронных сетей. Нейронная сеть сформирована, обучена и апробирована на фактических данных. Изложены результаты расчетного моделирования.

*Ключевые слова:* ядерный реактор, активная зона, плотность потока нейтронов, неравномерность нейтронного поля, искусственная нейронная сеть, канал контроля, детектор прямого заряда.

### Введение

Знание пространственного распределения плотности потока нейтронов (ППН) в активной зоне (АЗ) ядерного реактора необходимо как для более эффективного управления процессом ведения кампании, так и для обеспечения ядерной безопасности. В частности, определение высотного распределения нейтронного поля выполняется в целях неперевышения пределов допустимой мощности энерговыделения, снимаемой с наиболее энергонапряженных ТВЭЛов, для текущей и прогнозных оценок глубины выгорания топлива, уточнения расчетного накопления изотопов и выбора оптимального режима их наработки. В качестве параметров, характеризующих распределение нейтронного поля по высоте АЗ, на промышленном реакторе используются коэффициенты неравномерности  $K_n$  и перекаса  $K_p$ . Значения этих коэффициентов рассчитываются автоматизированной системой контроля и управления (АСКУ) реактора в реальном масштабе времени на основе зарегистрированных токовых показаний (регистраций) нейтронных детекторов прямого заряда (ДПЗ) каждого из датчиков ДЛНШ, которые расположены в каналах технологического контроля (КТК) системы контроля энерговыделения:

$$K_n = \frac{X_{\max}}{\bar{X}}; \quad K_p = \sum_{i=1}^m X_i / \sum_{i=m+1}^n X_i.$$

Здесь  $X_{\max}$ ,  $\bar{X}$  — максимальное и среднее значения тока ДПЗ ДЛНШ<sup>1</sup>;  $X_i$  — ток  $i$ -го ДПЗ датчика ДЛНШ;  $i = 1, 2, \dots, m$  — порядковые номера ДПЗ, расположенных в нижней половине АЗ;  $i = m + 1, \dots, n$  — порядковые номера ДПЗ, расположенные в верхней половине АЗ.

Знание прогнозных наиболее вероятных значений  $K_n$  и  $K_p$  перед планируемым изменением загрузки АЗ может быть использовано в целях оптимизации ведения кампании, в частности, для выбора положения органов регулирования с минимальным высотным перекасом ППН или варианта перегрузки с допустимым высотным перекасом. Для получения прогнозных расчетных оценок коэффициентов  $K_n$  и  $K_p$  в реальном масштабе времени необходимо выполнение предварительного нейтронно-физического расчета на требуемый момент кампании. Такое расчетное сопровождение ведения кампании связано с привлечением значительных вычислительных ресурсов и временных затрат.

<sup>1</sup>Вклад нейтронного излучения в токовый сигнал ДПЗ составляет не менее 75%.

## Нейросетевой метод решения

В качестве инструмента для оперативного прогнозирования параметров высотного распределения ППН в АЗ реактора был выбран нейросетевой метод. Использование нейросетевых методов в промышленности [1–3], в том числе атомной технике [4, 5], обусловлено высокой оперативностью получения расчетных оценок с удовлетворительной точностью при решении трудно формализуемых задач.

В основе такого подхода к решению задач лежит аппаратная и/или программная реализация нейронной сети (НС), под которой понимают распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации (искусственный нейрон, персептрон и т. д.), связанных между собой синаптическими соединениями, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющих их для последующей обработки. В упрощенном виде НС можно рассматривать как "черный ящик", который преобразует поступающую на его вход информацию в соответствии со своими параметрами: внутренней топологией связей своих структурных элементов, их функциями преобразования (функциями активации) и значениями весовых коэффициентов (синаптических весов). Большинство НС перед решением конкретной задачи требуют соответствующего обучения — подбора (настройки) оптимальных параметров сети для получения наилучшего решения. В случае обучения "с учителем" (выполняемого итерационно на множестве обучающих парных совокупностей *вход–выход*) наилучшим результатом обучения признается минимизация отклонения решения НС от известного обучающего решения (*выхода*).

С помощью обученной НС, за счет ее способности к обобщению, можно получать результаты уже для интересующего множества входных значений (отличного от обучающего), например, при моделировании исследуемого процесса.

## Расчетное моделирование

**Структура сети.** Для исследования выбрана радиально-базисная структура НС — RBF-сеть (Radial Basis Function Network) [6, 7], являющаяся универсальным аппроксиматором и предполагающая предварительное обучение. Отличительной особенностью структуры выбранной сети является отсутствие обратных связей

и наличие второго скрытого слоя радиально-симметричных скрытых нейронов. К преимуществам RBF-сети относят быстроту обучения. Проведенное исследование не ставило целью получить оптимальную структуру НС.

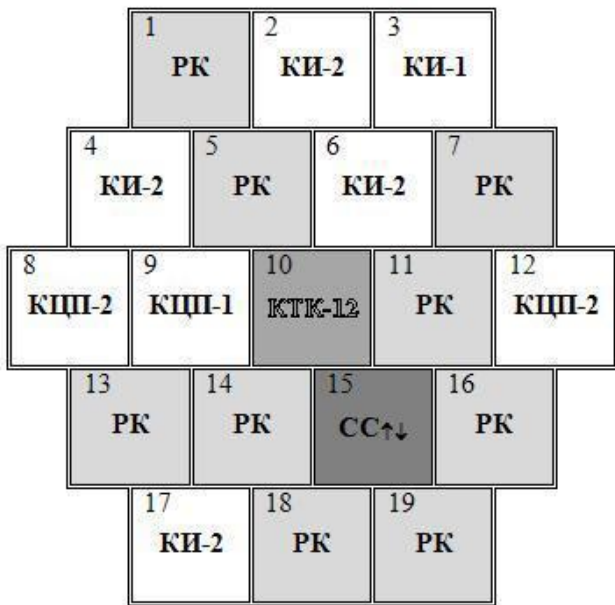
**Входные и выходные данные НС.** В АЗ реактора распределение ППН в КТК формируется преимущественно окружением — соседними близко расположенными каналами. Исходя из этого, вокруг каждого из КТК была выделена полячейка, включающая центральную ячейку (с КТК) и ячейки двух концентрических колец вокруг центральной. На рис. 1 схематично представлен пример такой типовой полячейки. Здесь и далее номер полячейки совпадает с номером КТК; используются следующие обозначения: РК — рабочий канал; СС — канал со стержнем системы управления и защиты (СУЗ); КИ — канал с загрузкой изотопной продукции; КЦП — канал с загрузкой целевого продукта; П — пустой канал.

Исходными данными для НС являлась одномоментно периодически регистрируемая средствами АСКУ и заносимая в файловый архив на протяжении двух кампаний реактора следующая информация:

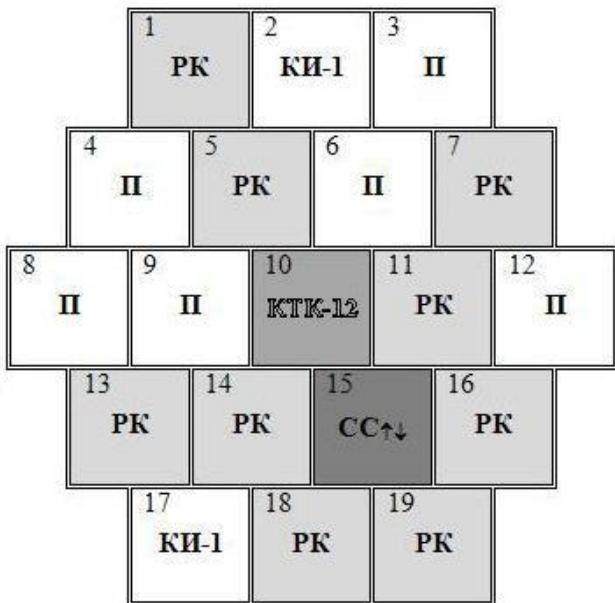
- значения рассчитанных по показаниям ДЛНШ коэффициентов  $K_n$  и  $K_p$ ;
- зарегистрированные высотные положения  $h$  органов СУЗ вблизи КТК;
- сведения о загрузке каналов АЗ, расположенных вокруг КТК.

Входными данными для НС по каждой из полячек служили информация о загрузке каналов в полячейке и высотное положение стержня СУЗ в десятичном коде на момент регистрации показаний ДЛНШ (24-числовой входной вектор  $R$ ). Выходными данными являлись соответствующие входному вектору рассчитанные на основании показаний ДЛНШ значения  $K_n$  и  $K_p$  (выходной вектор  $Q$ ). Таким образом, каждой регистрации в кампании для каждой из полячек соответствовала своя пара  $R$ - и  $Q$ -векторов данных. В работе были задействованы все имеющиеся регистрации — около 150 для каждой кампании (генеральные совокупности данных).

**Обучение и тестирование НС.** Для каждой полячейки формировалась своя генеральная совокупность данных кампании — все имеющиеся пары  $R$ - и  $Q$ -векторов за кампанию, из ко-



**а**



**б**

Рис. 1. Поляничка для КТК № 12: а — исходная (стартовая) загрузка; б — загрузка перед завершением кампании

торой выделялись обучающая (массив пар векторов  $\{R_o; Q_o\}$ ) и тестовая (не участвующий в обучении массив пар  $\{R_T; Q_T\}$ ) части (выборки). Объемы обучающей и тестовой выборок взяты в соотношении 4:1. Первоначально данные тестовой выборки выбирались равномерно распределенными по всей генеральной совокупности данных.

После обучения сети с помощью классического алгоритма обратного распространения ошибки [7] на обучающей выборке выполнялась проверка качества настройки НС подачей на вход сети тестовой выборки  $\{R_T, Q_T\}$ . Критерием оценки настройки выступало отклонение решения НС от выходного вектора тестовой выборки данных, полученных с помощью АСКУ.

Таким образом, для каждой полянички в двух кампаниях были сформированы и обучены НС.

**Прогнозное моделирование.** С помощью предварительно обученных НС получены значения коэффициентов  $K_H$  и  $K_{II}$  (прогнозные оценки). Их отклонения от соответствующих значений, полученных АСКУ по показаниям ДЛНШ, представлены в таблице (для всех 13 поляничек) и на рис. 2 (на примере полянички № 2, кампания 2). При этом

$$\Delta K_H = \frac{K_{H\text{АСКУ}} - K_{Hs}}{K_{H\text{АСКУ}}} \cdot 100\%;$$

$$\Delta K_{II} = \frac{K_{II\text{АСКУ}} - K_{II s}}{K_{II\text{АСКУ}}} \cdot 100\%,$$

где  $K_{H\text{АСКУ}}$ ,  $K_{II\text{АСКУ}}$  — расчетно-измеренные (АСКУ) значения коэффициентов неравномерности и перекося соответственно;  $K_{Hs}$ ,  $K_{II s}$  — значения коэффициентов неравномерности и перекося, полученные с помощью НС на тестовой выборке.

Из анализа таблицы следует, что для двух рассмотренных кампаний максимальные (предельные) отклонения прогнозных (полученных с помощью НС) значений параметров высотного распределения ППН от соответствующих значений АСКУ не превысили 23% для  $K_H$  ( $\Delta K_H^{\max}$ ) и 35% для  $K_{II}$  ( $\Delta K_{II}^{\max}$ ). При этом усредненные (по всем поляничкам на тестовой выборке каждой кампании) значения этих максимальных отклонений расположились в диапазоне от 6 до 10% для  $K_H$  и от 14 до 22% для  $K_{II}$ . Полученный результат следует считать вполне обнадеживающим, принимая во внимание довольно малый (примерно на порядок меньший общепринятого) объем обучающей выборки НС — около 100 регистраций (для каждой кампании).

Для повышения репрезентативности в каждой из кампаний на основе генеральной совокупности данных кампании для каждой полянички стохастически была сформирована совокупность из 1 200 неповторяющихся выборок (около 150 регистраций каждая), отличающихся друг

Отклонения решений НС от расчетно-измеренных значений АСКУ при определении параметров высотного распределения ППН в кампаниях 1 и 2

Номер КТК (полячейки)	$ \Delta K_H^{\max} , \%$				$ \Delta K_H^{\max} , \%$			
	$\Delta K_H^{\max} \geq 0$		$\Delta K_H^{\max} < 0$		$\Delta K_H^{\max} \geq 0$		$\Delta K_H^{\max} < 0$	
	1	2	1	2	1	2	1	2
1	9	5	9	4	13	14	8	23
2	6	6	5	11	16	8	14	14
3	8	6	6	13	18	15	16	19
4	7	7	11	7	16	12	13	20
5	8	7	10	14	14	7	16	18
6	9	7	6	10	19	13	19	14
7	10	6	6	15	14	5	13	17
8	5	11	10	9	13	19	20	26
9	6	5	8	14	16	16	18	32
10	7	6	7	5	10	28	11	27
11	7	6	19	8	12	19	28	30
12	23	6	8	15	35	15	20	22
13	9	5	10	6	16	15	23	26

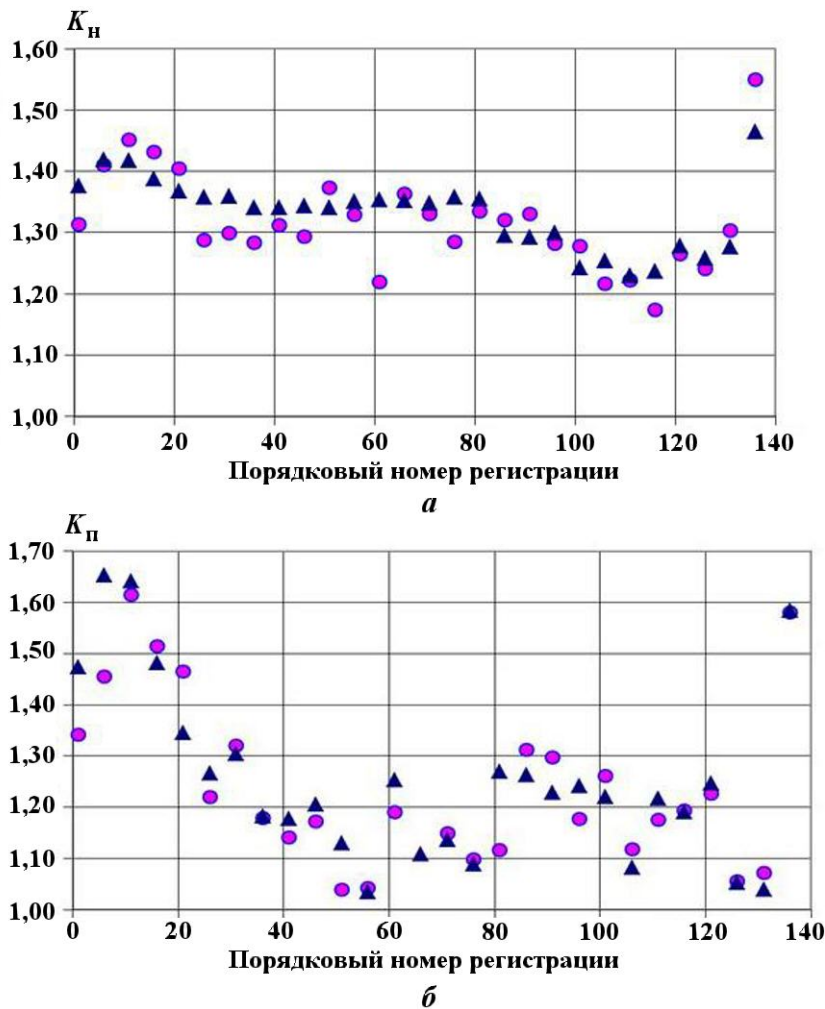


Рис. 2. Прогнозные значения параметров высотного распределения ППН, полученные с помощью НС ( $\blacktriangle$ ), в сравнении со значениями, полученными АСКУ ( $\bullet$ ): а –  $K_H$ ; б –  $K_H$

от друга обучающими и тестовыми частями. Как и ранее, было сохранено соотношение обучающей и тестовой частей 4:1. На рис. 3 представлены гистограммы максимальных отклонений  $\Delta K_H^{\max}$  и  $\Delta K_{II}^{\max}$  с математическими ожиданиями  $m_x$ , полученные для поляячейки № 12 (кампания 1) после тестирования НС на каждой из 1 200 выборок. Поляячейка № 12 выбрана как имеющая наихудшие результаты первичного нейромоделирования (см. таблицу). Рис. 3 демонстрирует присутствие в экспериментальных данных наилучшей (с минимальным  $|\Delta K^{\max}|$ ) и наихудшей (с максимальным  $|\Delta K^{\max}|$ ) для обучения выборок, т. е. имеет место неравноценность выборок для процесса обучения НС. Таким образом, полученные гистограммы максимальных отклонений прогнозных оценок НС подтверждают известную зависимость результата нейромоделирования от качества обучения и свидетельствуют о реальной возможности минимизации

ошибки прогнозирования параметров высотного распределения до вполне приемлемых для практического применения значений (с  $|\Delta K_H^{\max}|$  и  $|\Delta K_{II}^{\max}|$ , равными 5–10%) посредством подбора наилучшей обучающей выборки.

Аналогичные гистограммы получены для остальных поляячеек.

**Моделирование изменения высотных параметров.** На созданных и обученных НС выполнено также моделирование изменения коэффициентов  $K_H$  и  $K_{II}$  при перемещении (программно реализованном) стержня СУЗ. На рис. 4 в качестве иллюстрации приведены результаты моделирования для КТК № 12 (кампания 2, загрузка поляячейки неизменна) при пошаговом изменении высотного положения стержня СУЗ ( $h$ ). Здесь, как и ранее,  $K_{Hs}$ ,  $K_{II s}$  — прогнозные значения, полученные с помощью НС;  $K_H$ ,  $K_{II}$  — расчетно-измеренные значения (АСКУ).

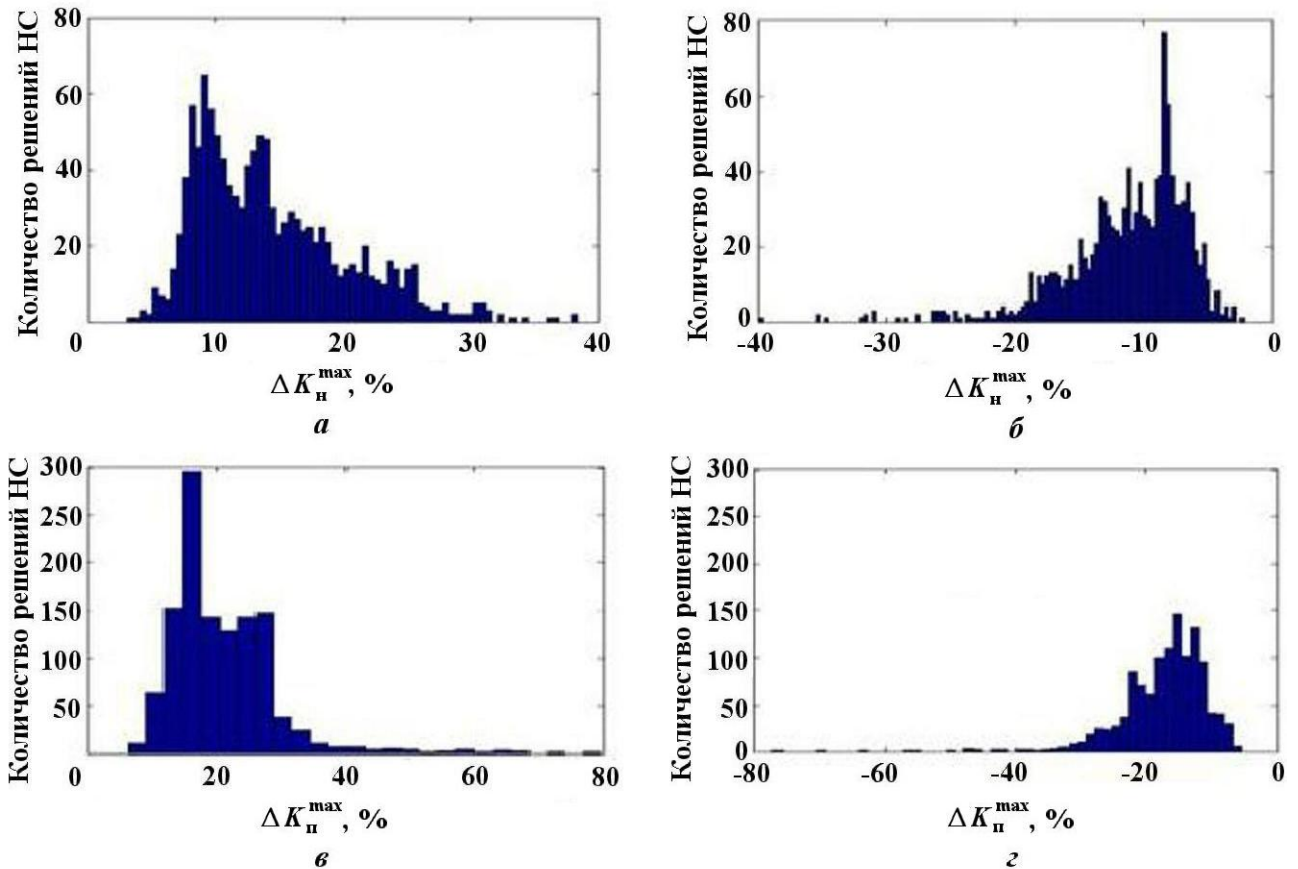


Рис. 3. Гистограммы максимальных отклонений решений НС от тестовых (АСКУ) значений  $K_H$  и  $K_{II}$  (поляячейка № 12, кампания 1): а —  $\Delta K_H^{\max} \geq 0$  ( $m_x = 12\%$ ); б —  $\Delta K_H^{\max} < 0$  ( $|m_x| = 10\%$ ); в —  $\Delta K_{II}^{\max} \geq 0$  ( $m_x = 18\%$ ); г —  $\Delta K_{II}^{\max} < 0$  ( $|m_x| = 13\%$ )

Из рис. 4 следует, что с увеличением глубины погружения стержня СУЗ в АЗ растут и моделируемые НС значения параметров высотного рас-

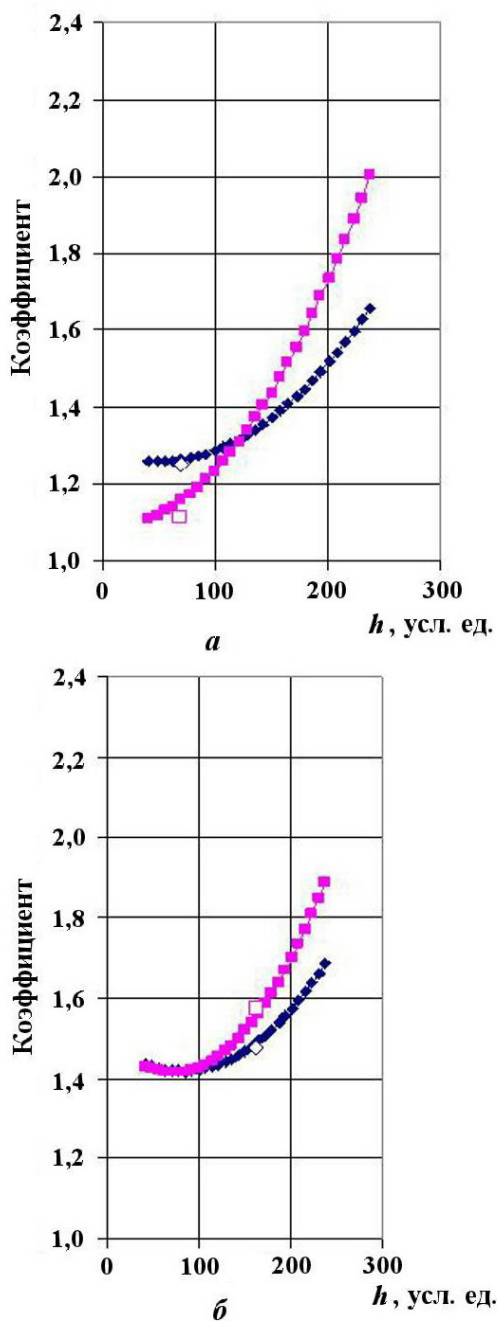


Рис. 4. Моделирование изменения коэффициентов неравномерности и перекоса в полячейке № 12 при перемещении стержня СУЗ в ячейке 15: *a* — после перегрузки<sup>2</sup> КИ-2 на КИ-1 в ячейке 2; *b* — после перегрузки КИ-1 на П в ячейке 4; —◆— —  $K_{нс}$ ; —■— —  $K_{пс}$ ; —◇— —  $K_n$ ; —□— —  $K_p$

<sup>2</sup>Под перегрузкой здесь и далее понимается замена одного типа элемента на другой тип.

пределения ППН (коэффициентов  $K_{нс}$ ,  $K_{пс}$ ) в КТК № 12. Аналогичные зависимости получены практически для всех (11 из 12) выполненных изменений загрузок в полячейке № 12. Характер полученных зависимостей подобен наблюдаемым на реакторе в аналогичных условиях и является качественно верным отражением характерной аксиальной деформации нейтронного поля в области введения одиночного поглотителя в АЗ (смещения экстремума высотного распределения ППН по ходу движения стержня СУЗ), которая достаточно хорошо описывается теорией возмущений.

### Обсуждение результатов

Результаты, полученные с помощью НС при прогнозировании коэффициентов  $K_n$  и  $K_p$ , характеризующих высотное распределение ППН, оказались аналогичными для обеих кампаний. Полученные и представленные предельные отклонения могут быть объяснены как невысоким качеством обучения НС (как правило, объем обучающей выборки считается хорошим, начиная с нескольких сотен значений), так и недостаточно оптимальной структурой НС (использовалась простейшая одноуровневая структура с классической RBF-сетью на единственном первом уровне).

При увеличении объема обучающей выборки, например путем уменьшения межрегистрационного периода занесения данных в архив АСКУ в течение суток, и/или дальнейшей оптимизации структуры НС следует ожидать уменьшения ошибки. Следует также отметить, что при повторяемости загрузки АЗ (в том числе полячек КТК) в каждой кампании эффективность использования аппарата НС также будет повышаться от кампании к кампании.

Выполненное моделирование перемещения стержня СУЗ в полячейке и анализ соответствующих этому перемещению изменений  $K_n$  и  $K_p$  при разных загрузках полячейки показали адекватность полученных зависимостей. Прогнозные кривые изменения  $K_n$  и  $K_p$  при перегрузке поглотителей в полячейке могут быть полезны как при выборе высотной отметки положения, компенсирующего реактивность стержня СУЗ с наименьшим высотным перекосом ППН (функция советчика оператора) при имеющейся загрузке, так и при выборе варианта перегрузки для заданного положения стержня СУЗ с допустимым высотным перекосом.

Таким образом, апробирование аппарата НС как средства прогнозирования параметров высотного распределения ППН в АЗ промышленного реактора можно считать вполне удовлетворительным и приемлемым для массива фактических данных, зарегистрированных АСКУ реактора в течение двух кампаний.

### Заключение

Для оперативного прогнозирования параметров высотного распределения ППН (коэффициентов неравномерности и перекося) в АЗ промышленного реактора использован аппарат искусственных НС с RBF-структурой. Работа НС апробирована на генеральной совокупности данных архива внутриреакторного контроля АСКУ реактора, накопленных за две кампании.

В результате выполненного моделирования показано, что применение предварительно обученной НС позволяет оперативно получать прогнозные оценки параметров высотного распределения ППН в каналах контроля с нейтронными детекторами и моделировать изменение этих параметров при планируемых перемещениях стержня СУЗ в ячейках ближайшего к КТК окружения без выполнения соответствующего нейтронно-физического расчета.

Имеется хорошая перспектива минимизировать отклонения коэффициентов, полученных с помощью НС, от расчетно-измеренных значений АСКУ за счет оптимизации структуры НС и/или совершенствования процедуры обучения.

### Список литературы

1. *Peng T. M., Hubele N. F., Karady G. G.* Conceptual approach to the application neural

networks for short-term load forecasting // IEEE Int. Symp. Circuits and Syst. New Orleans La, May 1–3, 1990. New York, 1990. Vol. 4. P. 2942–2945.

2. *Chang H.-C., Wang M.-H.* Network-Based Self-Organizing Fuzzy Controller for Transient Stability of Multimachine Power Systems // IEEE Trans. on Energy Conversion. 1995. Vol. 10, No 2. P. 339–346.
3. *Покусаев М. Н., Касимов Н. Н.* Система диагностики судовых энергетических установок с применением нейросетевых моделей // Вестник Астраханского государственного технического университета. Сер. Управление, вычислительная техника и информатика. 2012. Вып. № 2. С. 88–92.
4. *Шапвалова С. И., Шараевский Г. И.* Диагностика подшипниковых узлов парового турбоагрегата АЭС с помощью нейронной сети // V Межд. конф. "Интеллектуальный анализ информации ИАИ-2005". Киев, 17–20 мая 2005 г. / Под ред. Т. А. Таран. Киев: Просвіта, 2005. С. 296–301.
5. *Катковский Е. А., Катковский С. Е., Никонов С. П.* Искусственные нейронные сети для распознавания отказов на АЭС. <http://www.spazint.ru/energetika/atomnaya-energiya/nejronnye-seti.html>
6. *Уоссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М.: Мир, 1992.
7. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е изд. М.: "Вильямс", 2006.

Статья поступила в редакцию 26.05.17.

USE OF NEURON NETS TO PREDICT PARAMETERS OF THE VERTICAL DISTRIBUTION OF THE NEUTRON FLOW DENSITY IN REACTOR CORE / V. Yu. Samonin (FSUE "PA "Mayak", Ozersk, Chelyabinsk region)

The feasibility of the on-line predictive evaluation of parameters of the vertically distributed neutron flow density in a production reactor core using the artificial neuron network mechanism has been examined. The neuron network has been created, learnt and verified using actual data. The numerical simulation results are presented.

*Keywords:* nuclear reactor, core, neutron flow density, irregularity of the neutron field, artificial neuron net, control line, direct charge detector.