

держание водорода (более 10%). Для этого необходимы дополнительные эксперименты с отечественными рекомбинаторами, проведенные именно в таких условиях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. ANSYS Fluent Theory Guide, Release 14.5. ANSYS, Inc., 2012.
2. Maynet N., Bentaib A., Giovangigli V. Impact of oxygen starvation on operation and potential gas-phase ignition of passive auto-catalytic recombiners. — Combustion Flame, 2014, v. 161, p. 2192—2202.
3. Heitch M., Huhtanen R., Techy Z. e.a. CFD evaluation of hydrogen risk mitigation measures in a VVER-440/213. — Nucl. Engng Des., 2010, v. 240, p. 385—396.
4. Lee U., Royle P., Sholly S. e.a. Three dimensional analysis of the steam-hydrogen distribution from a hypothetical small break severe accident in a VVER-1000 type reactor containment using GASFLOW II. — In: Proc. NURETH-10 Conf. Seoul, Korea, 2003, p. 1—18.
5. Xuang X., Yang Y., Zhang S. Analysis of hydrogen risk mitigation with passive autocatalytic recombiner system in CPR1000 NPP during a hypothetical station blackout. — Ann. Nucl. Energy, 2011, v. 38, p. 2762—2769.
6. Kim J., Hong S.-W., Kim S.-B., Kim H.-D. Three-dimensional analysis of the steam-hydrogen behaviour from a small break loss of coolant accident in the APR1400 containment. — Korean Nucl. Soc., 2004, v. 36, p. 24—35.
7. Park K., Bae K.-H. Hydrogen concentration and examination of PAR installation in reactor containment building during hydrogen release from different direction failure places. — Nucl. Engng Des., 2014, v. 278, p. 229—238.
8. Reinecke E.-A., Kelm S., Jahn W. e.a. Simulation of the efficiency of hydrogen recombiners as safety devices. — Intern. J. Hydr. Energy, 2013, v. 38, p. 8117—8124.
9. Hydrogen and Fission Product Issues Relevant for Containment Safety Assessment under Severe Accident Conditions. THAI PROJECT JT03285992. Final Rep. NEA/CNSI/R, 2010. 33 p.
10. Mimouni S., Mechitoua N., Ouraoua M. CFD recombiner modeling and validation on H2-PAR and KALI-H2 experiments. — Sci. Technol. Nucl. Installations, 2011, v. 38, p. 1—13.
11. Анпилов С.В., Григорук Д.Г., Кондратенко П.С. и др. Математическое моделирование тепло- и массообмена в пассивном каталитическом рекомбинаторе водорода. — Теплоэнергетика, 2013, № 11, с. 48—51.
12. Кириллов П.Л., Юрьев Ю.С., Бобков В.П. Справочник по теплогидравлическим расчетам. М.: Энергоатомиздат, 1990. 360 с.
13. Kelm S., Jahn W., Klauck M. e.a. Post-Test Analysis Report. FZJ, ERCOSAM/WP2/P2.18/2014-12, 2014. 287 p.

Поступила в Редакцию 27.11.15

УДК 621.039.56

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОЛЕБАНИЙ ТЕРМОДИНАМИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ СИСТЕМЫ ОХЛАЖДЕНИЯ РЕАКТОРА ИБР-2М С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Пепельшев Ю.Н., Цогтсайхан Ц. (ОИЯИ, г. Дубна, Московская обл.)

Случайное изменение термодинамических параметров первого контура натриевой системы охлаждения активной зоны ИБР-2М при нормальной работе вызывает большие колебания реактивности, которые приводят к изменению энергии импульсов и соответственно мощности. Система автоматической стабилизации компенсирует эти изменения и поддерживает мощность на заданном уровне. Концепция стабилизации мощности базируется на знании энергии текущего и некоторого числа предыдущих импульсов. Ценность предыдущей информации со временем уменьшается. Очевидно, что знание энергии последующих по отношению к текущему импульсов мощности или последующего изменения реактивности может повысить уровень стабилизации и облегчить напряженный режим работы самой системы стабилизации. Целью настоящей работы является исследование возможности прогнозирования колебаний термо-

динамических параметров системы охлаждения активной зоны ИБР-2М и связанных с ними колебаний реактивности. Анализируется возможность уменьшения колебаний реактивности по данным прогноза.

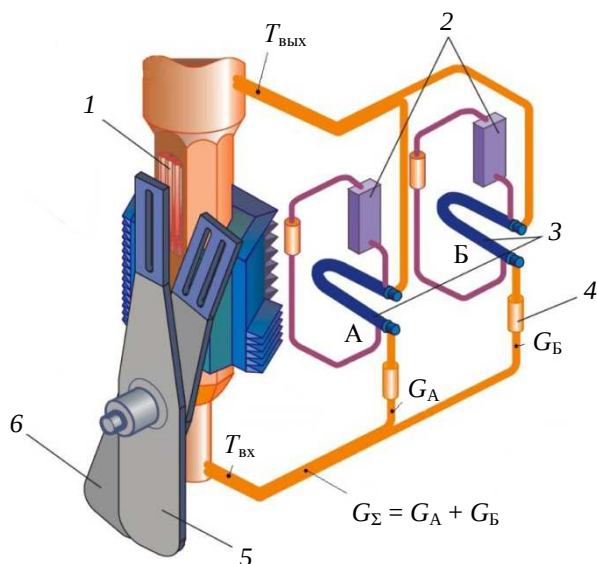
Исходные экспериментальные данные и выбор модели прогнозирования. ИБР-2М работает циклами: две недели на мощности 2 МВт, затем останов на неделю (мощность близка к нулевой). Циклы периодически повторяются. Исходный временной ряд представляет собой массив последовательных значений расхода G_{Σ} и температуры натрия на входе в активную зону $T_{вх}$, тепловой мощности W_T и величины W_T/G_{Σ} , пропорциональной подогреву. За несколько реакторных циклов в 2014 г. измерены температура натрия на входе и выходе из активной зоны $T_{вых}$, суммарный расход натрия в петлях А (G_A) и Б (G_B) первого контура $G_{\Sigma} = G_A + G_B$.

Период опроса данных для всех параметров составил 0,1 с. Длина временного ряда в измерениях достигала $\sim 6 \cdot 10^6$ значений. Тепловая мощность оценивалась как $W_t = G_\Sigma(\Delta T - 0,252)/3,15$, где $\Delta T = (T_{\text{вых}} - T_{\text{вх}})$ — подогрев натрия в активной зоне. Данная выборка значений параметров является основой для прогнозирования. Расположение измерительных датчиков в первом контуре системы охлаждения показано на рис. 1.

В качестве системы прогнозирования выбрана модель нейронной сети, позволяющая прогнозировать закономерности временных рядов [1—3]. Основу прогнозирования составляет нелинейная авторегрессионная сеть, которая относится к классу рекуррентных нейронных сетей (с обратными связями) и, в свою очередь, базируется на нелинейной авторегрессионной модели [4—8]. Выходное значение сети y рассчитывается по формуле

$$y = f\left(b + \sum_i w_i x_i\right),$$

где f — функция активации, вычисляющая выходной сигнал нейрона; b — смещение, которое суммируется со взвешенными входами нейрона; w_i , x_i — весовой коэффициент и входной сигнал на входе i -го нейрона соответственно. В общем



Р и с. 1. Принципиальная схема системы охлаждения ИБР-2М с измерительными датчиками расхода натрия через активную зону G_Σ , расхода первого контура в петлях А (G_A) и Б (G_B), температуры на выходе $T_{\text{вых}}$ и входе в активную зону $T_{\text{вх}}$: 1 — активная зона; 2 — теплообменник натрий—воздух; 3 — промежуточные теплообменники; 4 — натриевый насос; 5, 6 — основной и дополнительный подвижный отражатель соответственно

случае нелинейная авторегрессионная сеть описывается рекуррентным уравнением

$$y(t) = f[x(t-1) + x(t-2) + \dots + x(t-d)],$$

где $x(t)$, $y(t)$ — входной и выходной сигнал соответственно (прогнозируемые параметры G_Σ , $T_{\text{вх}}$, W_t , W_t/G_Σ); d — число задержек по входному сигналу. В процессе обучения каждый i -й нейрон изменяет вес согласно формуле

$$\Delta w_i = -\eta \frac{\partial e}{\partial w_i},$$

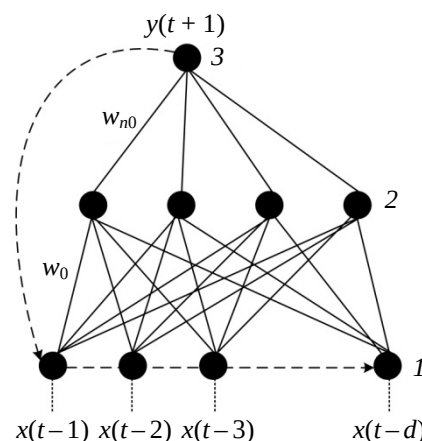
где η — параметр, характеризующий скорость обучения; e — ошибка обучения [9, 10]. Вес i -го нейрона обновляется по формуле

$$w_i^* = w_i + \Delta w_i,$$

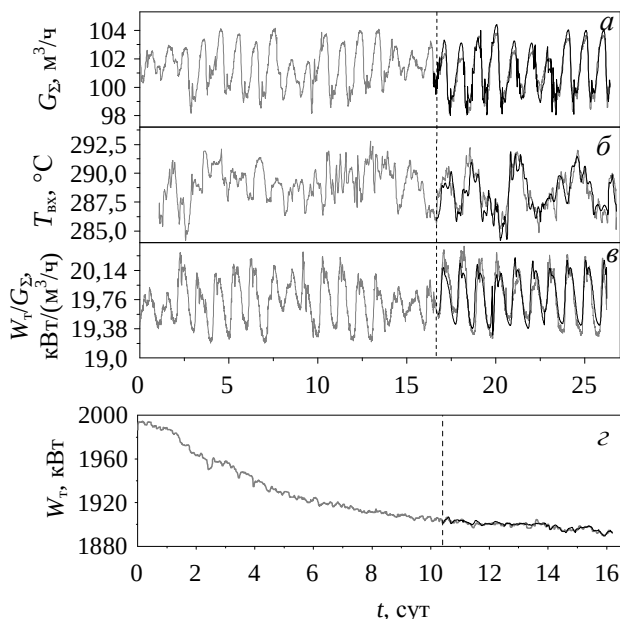
где w_i^* , w_i — измененный и предшествующий ему вес i -го нейрона. После обучения, когда все весовые коэффициенты зафиксированы, в структуру нелинейных авторегрессионных сетей вводилась обратная связь.

Для уменьшения влияния шумового компонента на результаты прогноза реакторных параметров перед входом в нейронную сеть был добавлен медианный фильтр [11—13]. Архитектура нелинейной авторегрессионной сети показана на рис. 2. Использовались одно- и двух-слойные модели с числом нейронов 10, 20 и 30. Число задержек на входе изменялось от 44 до 88.

Экспериментальные результаты и их анализ. Как показал анализ, медленное изменение (на уровне суточных колебаний) основных параметров первого контура системы охлаждения



Р и с. 2. Структурная схема нелинейных авторегрессионных сетей: 1—3 — входной, скрытый и выходной слой соответственно



Р и с. 3. Изменение расхода G_{Σ} (а), температуры натрия на входе в активную зону $T_{\text{вх}}$ (б), величины W_T/G_{Σ} , пропорциональной подогреву (в), и тепловой мощности W_T (г), от времени работы реактора (t): — — экспериментальные данные; --- — прогноз; - - - — разделение обучающей выборки и результата прогноза

ния активной зоны ИБР-2М можно предсказать с удовлетворительной погрешностью (~5%) на интервале времени работы реактора до 5—7 сут (рис. 3). Для прогнозирования колебаний температуры и расхода с частотой выше частоты суточных колебаний использовали следующий алгоритм. Нейронную сеть обучали на основе выборки за предыдущий реакторный цикл, т.е. примерно за 10 сут работы реактора. Затем в новом цикле на основе обучения сети за предыдущий цикл для всех указанных параметров выполнялась процедура прогнозирования на интервале времени 1 сут. Далее текущие данные последовательно накапливались в общем массиве, по которому шло обучение. Таким образом, выполнялась скользящая операция суточного прогноза, результаты которой показаны на рис. 3. Для наглядности прогнозирование и обучение выполнялись в одном (текущем) цикле. Видно приемлемое прогнозирование температуры, расхода натрия и тепловой мощности реактора. Характерной особенностью изменения тепловой мощности ИБР-2М в процессе реакторного цикла являлось уменьшение мощности на 50—100 кВт к концу цикла.

Изменение реактивности при отклонении температуры $\rho_T(t)$ и расхода натрия $\rho_{G_{\Sigma}}(t)$ от их

средних значений G_0 , T_0 определяется по формулам

$$\rho_{G_{\Sigma}}(t) = \frac{\partial K}{\partial G_{\Sigma}} [G_{\Sigma}(t) - G_0];$$

$$\rho_{T_{\text{вх}}}(t) = \frac{\partial K}{\partial T} [T_{\text{вх}}(t) - T_0],$$

где $\partial K/\partial G_{\Sigma}$, $\partial K/\partial T$ — расходный и температурный коэффициент реактивности соответственно. Температурный коэффициент реактивности — это изменение коэффициента размножения при медленном (квазистатическом) изменении температуры натрия на входе в активную зону на 1°C при постоянных мощности и расходе натрия. В среднем изотермический коэффициент не зависит от мощности реактора и расхода натрия через активную зону и равен $-(1,19 \pm 0,10)10^{-2}\beta_{\text{эф}}/^\circ\text{C}$. Расходный коэффициент реактивности — изменение коэффициента размножения, отнесенное к изменению расхода натрия через активную зону при постоянных мощности и температуре натрия. В общем случае расходный коэффициент реактивности сложным образом зависит от температуры натрия и мощности реактора. При медленном изменении мощности и расхода натрия в небольших пределах (до ~10%) расходный коэффициент реактивности можно принять равным асимптотически установившемуся $-0,7 \cdot 10^{-2}\beta_{\text{эф}}/\text{м}^3/\text{ч}$ [14—16].

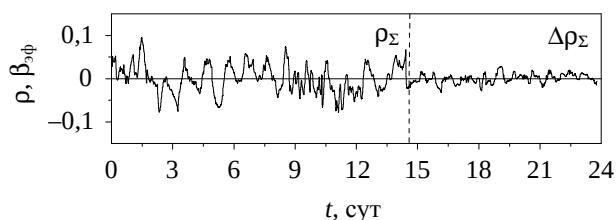
Поскольку в первом приближении процессы $\rho_{G_{\Sigma}}(t)$ и $\rho_T(t)$ независимы, то суммарное воздействие расхода и температуры натрия на реактивность определяется их суммой

$$\rho_{\Sigma}(t) = \rho_{G_{\Sigma}}(t) + \rho_{T_{\text{вх}}}(t).$$

Соответственно суммарная реактивность прогнозируемых процессов $\rho_{G_{\Sigma}}^*(t)$ и $\rho_{T_{\text{вх}}}^*(t)$ составит

$$\rho_{\Sigma}^*(t) = \rho_{G_{\Sigma}}^*(t) + \rho_{T_{\text{вх}}}^*(t).$$

Прогнозируемая реактивность $\rho_{\Sigma}^*(t)$ — заранее известный процесс, который, в принципе, может быть исключен из общего изменения реактивности (рис. 4). Способ исключения может быть разным, например, введение реактивности $\rho_{\Sigma}^*(t)$ с обратным знаком с помощью дополнительного органа регулирования. В данном случае это не принципиально, поскольку изучается



Р и с. 4. Изменение реактивности $\rho_{\Sigma}(t)$, обусловленной неустойчивостью термодинамических параметров первого контура системы охлаждения активной зоны, и остаточная реактивность $\Delta\rho_{\Sigma}$, полученная на основе прогноза

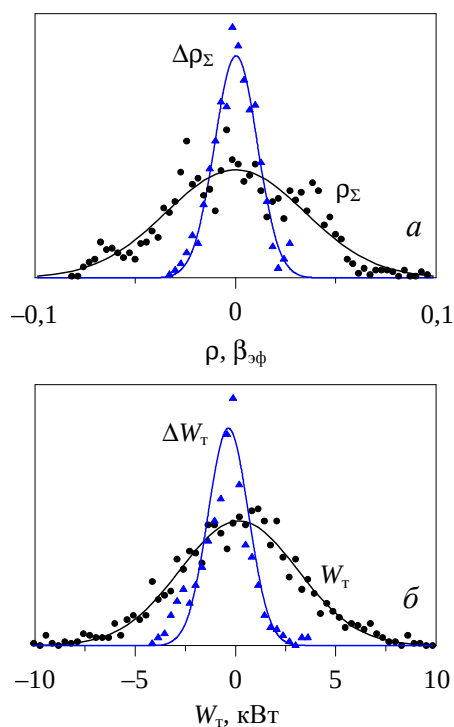
только возможность компенсации реактивности, а не способ ее реализации. Тогда остаточная реактивность

$$\Delta\rho_{\Sigma}(t) = \rho_{\Sigma}(t) - \rho_{\Sigma}^*(t)$$

фактически определяется ошибкой прогноза и, как видно на рис. 5, более чем в 3 раза меньше колебаний исходной реактивности. По аналогии с реактивностью остаточная тепловая мощность

$$\Delta W_T(t) = W_T(t) - W_T^*(t),$$

где $W_T^*(t)$ — прогнозируемая мощность. Параметры распределения колебаний реактивности и тепловой мощности до и после прогноза приведены в таблице.



Р и с. 5. Плотность распределения колебаний реактивности до ρ_{Σ} и после $\Delta\rho_{\Sigma}$ прогноза (а) и тепловой мощности до W_T и после ΔW_T прогноза (б)

Распределение колебаний реактивности и тепловой мощности до ρ_{Σ} , W_T и после $\Delta\rho_{\Sigma}$, ΔW_T прогноза: стандартное отклонение σ и размах колебаний $\Delta\rho_{\max}$

Параметр	σ	$\Delta\rho_{\max}$
W_T , кВт	3,20	25,94
ΔW_T , кВт	1,26	7,66
ρ_{Σ} , $\beta_{эф}$	0,033	0,175
$\Delta\rho_{\Sigma}$, $\beta_{эф}$	0,011	0,061

Вывод. Таким образом, нелинейная авторегрессионная нейронная сеть с погрешностью ~5% позволяет предсказывать изменение термодинамических параметров первого контура в текущем реакторном цикле работы ИБР-2М с использованием данных за предыдущий цикл. На основе прогнозируемых параметров первого контура может быть определена реактивность, которую можно исключить из воздействия на систему стабилизации мощности. Разброс колебаний реактивности и мощности при этом может быть уменьшен в 3 раза. В целом это повышает надежность и безопасность работы реактора.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Пепельшев Ю.Н., Цогтсайхан Ц., Ососков Г.А. Использование метода кластерного анализа и авторегрессионных нейронных сетей для диагностики шумов реактора ИБР-2М: Препринт ОИЯИ Р13-2015-47, 2015.
2. Bishop C. Neural Networks for Pattern Recognition. UK, Oxford University Press, 1997.
3. Granger C., Newbold P. Forecasting Economic Time Series. San Diego: Academic Press, 1986.
4. Anil K. Jain, Jianchang Mao, Mohiuddin K. Artificial neural networks: a tutorial. — IEEE Computer, 1996, v. 29, № 3, p. 31—44.
5. Huang J., Korolkiewicz M., Agrawal M., Boland J. Forecasting solar radiation on an hourly time scale using a coupled autoregressive and dynamical system (CARDS) model. — Solar Energy, 2013, v. 87, p. 136—149.
6. Haykin S. Neural Networks: a Comprehensive Foundation. New Jersey: Upper Saddle River, Prentice Hall, 1998.
7. Ljung L. System Identification: Theory for the User. 2nd ed. New Jersey: Upper Saddle River, Prentice Hall, 1998.
8. Lee Giles C., Steve Lawrence, Ah Chung Tsoi. Noisy time series prediction using recurrent neural networks and grammatical inference. — Machine Learning, 2001, v. 44, p. 161—183.
9. Levenberg K. Method for the solution of certain problems in least squares. — Appl. Math., 1944, v. 2, p. 164—168.

10. **Marquardt D.** An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. — Appl. Math., 1963, v. 11, p. 431—441.
11. **Narendra P.** A separable median filter for image noise smoothing. — IEEE Transact. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1981, v. PAMI-3, № 1, p. 20—29.
12. **Arce G.** Nonlinear Signal Processing: a Statistical Approach. New Jersey: Wiley, 2005.
13. **Huang T., Yang G., Tang G.** A fast two-dimensional median filtering algorithm. — IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 1979, v. 27, № 1, p. 13—18.
14. **Ананьев В.Д., Виноградов А.В., Долгих А.В. и др.** Энергетический пуск модернизированного реактора ИБР-2 (ИБР-2М): Препринт ОИЯИ Р13-2012-42, 2012.
15. **Ананьев В.Д., Виноградов А.В., Долгих А.В. и др.** Физический пуск импульсного исследовательского реактора ИБР-2: Сообщение ОИЯИ Р13-2012-41, 2012.
16. **Пепельшев Ю.Н., Цогтсайхан Ц.** Влияние шумов натриевой системы охлаждения активной зоны ИБР-2М на колебания реактивности: Сообщение ОИЯИ Р13-2014-61, 2014.

Поступила в Редакцию 26.04.16

УДК 519.6

ПРИМЕНЕНИЕ CFD-КОДА CONV-3D В РЕАКТОРНЫХ ПРИЛОЖЕНИЯХ

Чуданов В.В., Аксенова А.Е., Макаревич А.А., Первичко В.А., Ромеро Рейес И.В. (ИБРАЭ РАН, г. Москва)

В настоящее время ведется разработка быстрого реактора четвертого поколения БН-1200. Технические решения, заложенные в его проект, направлены на повышение безопасности и увеличение срока службы. Увеличение срока службы и повышение безопасности проектируемой реакторной установки не могут быть достигнуты без достоверной информации о теплогидравлических характеристиках теплоносителя в элементах контура циркуляции реактора. В последние годы для обоснования теплогидравлических характеристик все чаще используются методы вычислительной гидродинамики (CFD-коды), основанные на современных компьютерных технологиях.

CFD-коды представляют собой трехмерные тепло- и гидродинамические коды, отвечающие последним достижениям в области вычислительных методов и компьютерной техники. Их начали применять в промышленности в 1970-е годы. Особая актуальность их применения в ядерной энергетике появилась с внедрением суперкомпьютеров.

Одним из практических примеров использования CFD-программ в атомной отрасли может быть моделирование температурной стратификации теплоносителя. Опыт эксплуатации БН-600, экспериментальные исследования и численное моделирование БН-800 показали, что в верхней камере реактора и на входе в теплообменники наблюдается температурное расслоение теплоносителя (стратификация) [1]. Эта проблема актуальна и для реакторов четвертого поколения. Температурная стратификация теплоносителя приводит к формированию застой-

ных и рециркуляционных зон с большими градиентами и пульсациями температуры на границах раздела изотермических зон, которые вызывают дополнительные термоциклические нагрузки на оборудование и могут оказывать существенное влияние на ресурс несущих конструкций.

Целями численного моделирования являются исследование особенностей теплогидравлики стратифицированного потока в элементах контура циркуляции быстрого реактора в различных режимах эксплуатации, разработка рекомендаций по уменьшению температурной неоднородности, а также подтверждение принятых проектных решений об эффективности пассивной системы аварийного отвода тепла с погружными теплообменниками в верхней камере реактора. Эти задачи требуют значительного увеличения вычислительных затрат по сравнению с традиционным использованием CFD-кодов и применения суперкомпьютеров.

В ИБРАЭ имеется опыт разработки численных методов решения динамики как несжимаемой, так и слабосжимаемой жидкости [2—4]. Основу вычислительной методики составляют алгоритмы с малой схемной диффузией, для которых дискретные аппроксимации строятся с использованием конечно-разностных методов и полностью разнесенных сеток. Методика реализована в трехмерном вычислительном тепло- и гидродинамическом коде CONV-3D, предназначенном для вычисления как на персональных, так и кластерных ЭВМ, и верифицирована на тестах в широком диапазоне чисел Релея 10^6 — 10^{16} и Рейнольдса 10^3 — 10^5 [5—7].