

---

---

**ЭКСПЛУАТАЦИЯ ОБЪЕКТОВ  
АТОМНОЙ ОТРАСЛИ**

---

---

УДК 621.039

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ВАРИАНТЫ  
АДАПТИВНОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ МОЩНОСТИ  
ЯДЕРНОГО РЕАКТОРА ВВЭР 1000**

© 2016 Х.Ф. Альмасри

*Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва, Россия*

Задача качества регулирования мощности реактора является одной из достаточно актуальных, в связи с чем постоянно проводятся исследования систем управления для улучшения качества процессов регулирования мощности реактора [1]. В настоящее время на кафедре автоматики НИЯУ МИФИ происходит исследование моделей интеллектуальных регуляторов мощности в АСУТП ядерных реакторов на многофункциональном компьютерном анализаторе ВВЭР. В данной работе представлена структурная схема адаптивного регулятора мощности реактора построенная на базе интеллектуальных алгоритмов управления. При реализации интеллектуальных вариантов нейронных сетей для регулирования процессов появляется возможность улучшить качество управления в соответствии с принципами адаптивности. Как известно, адаптивное управление позволяет настроить параметры регулятора в зависимости от изменения характеристик объекта управления или внешних возмущений. В работе показывается, что перспективными вариантами для автоматического регулятора мощности являются интеллектуальные нейронные сети алгоритмы управления. Для проведения исследований по улучшению качества регулирования мощности реактора использовался многофункциональный компьютерный анализатор ВВЭР 1000 расположенный в лаборатории управления и контроля кафедры «Автоматика» НИЯУ МИФИ [2].

*Ключевые слова:* искусственный интеллект, нейронные сети, адаптивное управление, ядерный реактор, автоматический регулятор мощности.

Поступила в редакцию 25.08.2016 г.

Адаптивное управление как одна из главных задач интеллектуального управления служит для обеспечения качества управления в условиях не стационарности параметров объекта управления. Современные исследователи выделяют адаптивность в качестве одной из основных задач интеллектуального управления. Адаптивные системы управления характеризуются, прежде всего, способностью к коррекции своих параметров в зависимости от уровня внешних возмущений и текущего состояния объекта управления [3].

Процесс адаптации в технических системах можно разделить на два этапа: сбора информации о состоянии объекта управления и непосредственно определения параметров системы управления. На первом этапе осуществляется сбор и оперативный анализ информации о состоянии входов и выходов объекта управления, а также уровень возмущений внешней среды. На втором этапе происходит определение параметров регулятора на основе минимизации выбранного критерия качества. Для каждого объекта управления формулируются цели управления, согласно которым формулируется стратегия адаптации в целом. Но цель адаптации системы управления сложными и опасными объектами, находящимся под воздействием нестационарных возмущений внешней среды, сформулировать в количественных показателях крайне сложно. При этом человек, управляя каким-либо динамическим объектом, достаточно быстро находит верное решение, иными словами алгоритмы управления, оперируя при

этом в основном качественными оценками. Это свидетельствует об эффективности таких алгоритмов и необходимости построения систем управления и механизмов их адаптации на основе интеллектуальных систем.

Главным свойством интеллектуальных систем является их обучаемость, возможность их самоорганизации или способность целенаправленно изменять свое поведение в соответствии с изменяющимися обстоятельствами, используя при этом механизмы, сходные с механизмами человеческого мышления [4].

В данной работе автором представлена структурная схема адаптивного регулятора мощности реактора построенная на базе интеллектуальных алгоритмов управления. При реализации интеллектуальных вариантов регулирования на базе нейронных сетей появляется возможность улучшить качество управления в соответствии с принципами адаптивности. Как известно, адаптивное управление позволяет настроить параметры регулятора в зависимости от изменения характеристик объекта управления или внешних возмущений. Ниже будет показано, что перспективными вариантами для автоматического регулятора мощности являются интеллектуальные алгоритмы управления на основе нейронных сетей.

Для проведения исследований по улучшению качества и процессов регулирования мощности реактора использовался многофункциональный компьютерный анализатор ВВЭР 1000 расположенный в лаборатории управления и контроля кафедры «Автоматика» НИЯУ МИФИ.

**Таблица 1.** – Результаты оценки качества работы АРМ

$\Phi_{эс}$	$K$	$З$	$A$	$epsilon$	$\Phi_p$
90	0.1	1	3	2.45	92.45
90	0.1	1	2	1.58	91.58
90	0.1	1	-3	-2.08	87.92
90	0.1	1	-2	-1.27	88.73
90	0.1	2	3	1.86	91.86
90	0.1	2	2	1.56	91.56
90	0.1	2	-3	-2.59	87.41
90	0.1	2	-2	-1.75	88.25
90	0.1	3	3	2.44	92.44
90	0.1	3	2	1.66	91.66
90	0.1	3	-3	-2.53	87.47
90	0.1	3	-2	-1.82	88.18
90	1	0.1	-3	-2.07	87.93
90	1	0.1	-2	-1.25	88.75
90	1	0.5	3	0.2	90.2
90	1	0.5	2	0.38	90.38
90	1	0.5	-3	-2.11	87.89
90	1	0.5	-2	-1.29	88.71
90	1	1	3	0.23	90.23
90	1	1	2	0.4	90.4
90	1	1	-3	-2.06	87.94
90	1	1	-2	-1.27	88.73
90	1	2	3	1.12	91.12
90	1	2	2	1.07	91.07
90	1	2	-3	-2.09	87.91
90	1	2	-2	-1.5	88.5

Исследование происходило в два этапа. Во-первых, необходимо получить исходные характеристики работы системы регулирования, провести их анализ, а во-

вторых, по результатам анализа предложить мероприятия для улучшения качества регулирования. Анализ работы системы управления осуществлялся при заданных настройках параметров автоматического регулятора мощности: коэффициента усиления  $K$ , зоны нечувствительности  $Z$  и внешнего возмущения (значение прироста реактивности)  $A$ . При различных уровнях мощности реактора  $\Phi$  были получены значения статической ошибки  $\epsilon$ . В качестве примера, в табл.1 приведены экспериментальные результаты работы автоматического регулятора мощности для выбранной величины уставки мощности, но при различных параметрах [5].

В таблице представлен желаемый уровень мощности –  $\Phi_{ж}$  и реальный уровень мощности –  $\Phi_p$ , а  $A$  это тип и характер возмущающего воздействия на реактор (прирост реактивности).  $K$  и  $Z$  в данном случае исследуемы параметры настройки регулятора,  $\epsilon$  это статическая ошибка, т.е. разность между желаемым и реальными значениями мощности.

Анализ полученных результатов экспериментов показывает, что имеется достаточно большое количество случаев управления с конечными ошибками, примерно 2 – 3 %. На рисунке 1 представлены гистограммы для различных возмущений  $A$  по отдельности и вместе для того чтобы показывать статическую ошибку, где  $A^+$  – это положительное возмущение,  $A^-$  – это отрицательное возмущение.

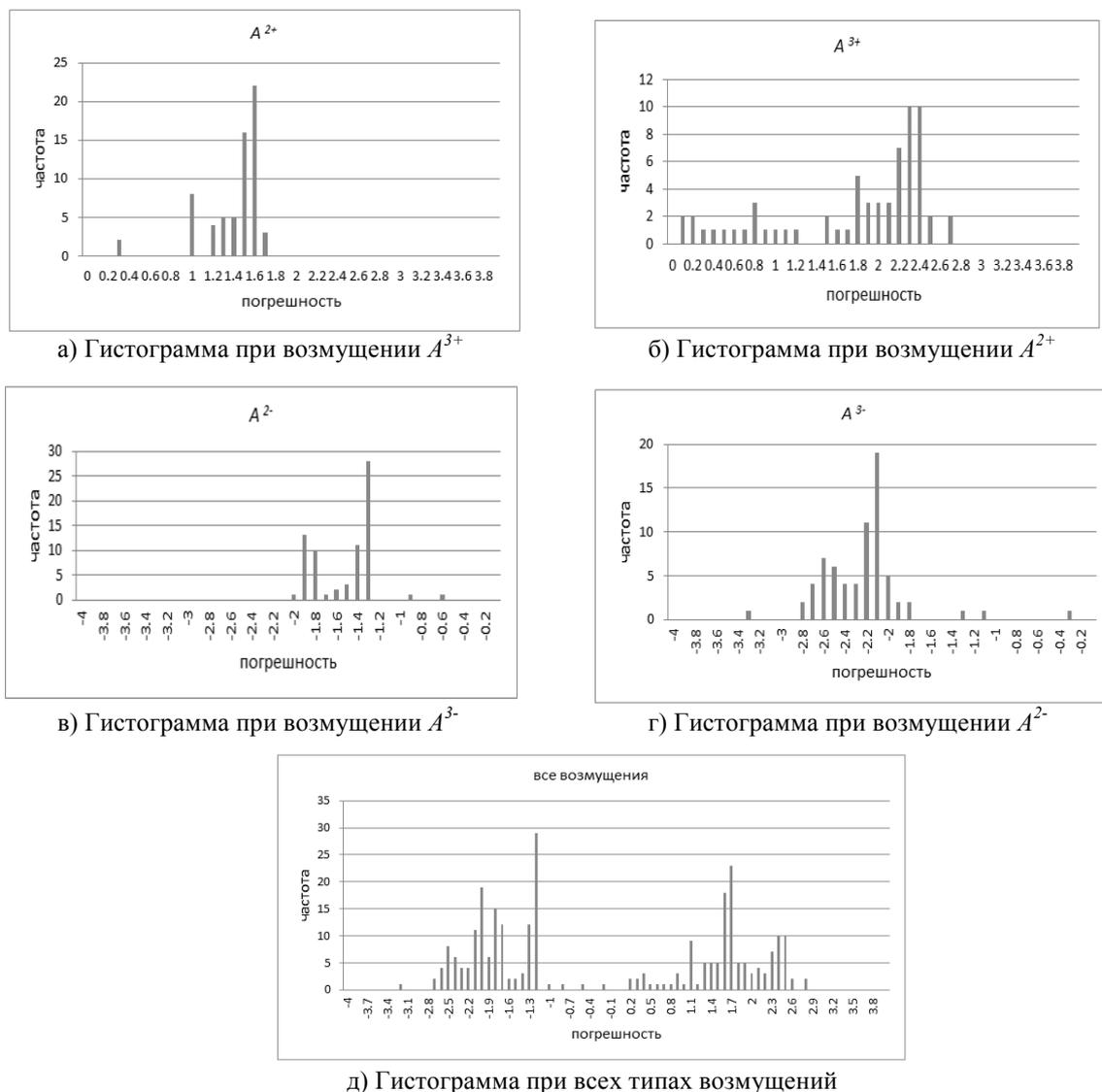


Рис. 1. – Гистограмма экспериментальных результатов при различных видах возмущений

На представленных гистограммах видно, что статическая ошибка при использовании традиционных алгоритмов управления автоматическим регулятором мощности имеет значительную величину и для повышения качества регулирования необходимо уменьшить эту статическую ошибку. В качестве решения, можно предложить реализацию алгоритма на базе нейронной сети, которая обеспечит заданное быстродействие, непрерывность адаптивного управления и уменьшение статической ошибки. Для того чтобы воспользоваться реализацией на основе интеллектуального подхода, необходимо выбрать структуру нейронной сети, так называемую топологию, сформировать обучающую выборку и выбрать алгоритм обучения.

С помощью пакета прикладных программ Neural Network Toolbox в MATLAB была написана программа формирования, обучения и тестирования работы нейронных сетей. Neural Network Toolbox предоставляет функции и приложения для моделирования сложных и нелинейных систем, которые сложно описываются уравнениями, или другими словами передаточными функциями. С данным инструментом можно создавать, обучать, визуализировать и моделировать нейронные сети.

В качестве структуры нейронной сети выбрана двухслойная сеть с прямой связью, скрытым слоем нейронов сигмоидальной линейной функцией активации в выходном слое (fitnet) с четырьмя входами. Этот тип сети подходит для многомерных задач отображения, при задании согласованных данных и достаточном количестве нейронов в скрытом слое. Предполагается, что сеть будет обучаться по алгоритму обратного распространения (Левенберга-Марквардта) [6]. Для формирования обучающей сети используются массивы данных, полученные при проведении эксперимента на многофункциональном компьютерном анализаторе реактора ВВЭР 1000.

Набор исходных данных был разделен на три части – обучающую выборку, утвержденные данные и тестовые данные. Обучающие данные используются для обучения нейронной сети, а проверочные используются для расчета ошибки сети. При анализе полученных данных возникает идея реализовать систему прогноза работы автоматического регулятора мощности для того чтобы построить адаптивную систему управления, поэтому исходная задача делится на две части: прогноз работы объекта управления и непосредственно адаптивного управления.

### 1. Задача прогноза автоматического регулятора мощности

Задача прогноза заключается в том, что предлагается на основе измеренного возмущения  $A$ , путем моделирования нейросхемы, определить будущий результат по величине реальной мощности  $\Phi_p$ . Для построения модели нейронной сети необходимо выбрать в качестве входов:  $K$ ,  $Z$ ,  $A$  и  $\Phi_{жс}$ , а в качестве выхода:  $\Phi_p$  (см. табл. 1). Тогда общая схема моделирования для части прогноза представлена на рисунке 2.

Процесс обучения и графики постобработки результатов для анализа качества построенной нейронной сети отражен на рисунке 3. На рисунке 3(а) отображена среднеквадратичная ошибка уровня мощности на валидационном наборе данных для последовательных эпох обучения. На рисунке 3(б) представлено распределение ошибок моделирования процесса обучения в реализованной сети в виде гистограмм, а процесс распределения ошибок для нейронной сети отображен на рисунке 3(в).

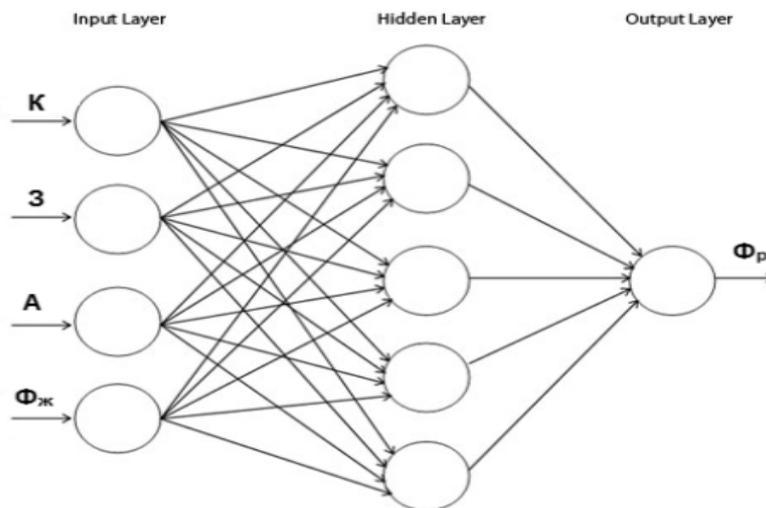
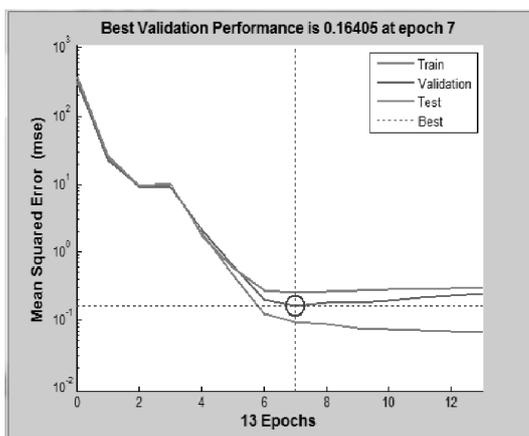
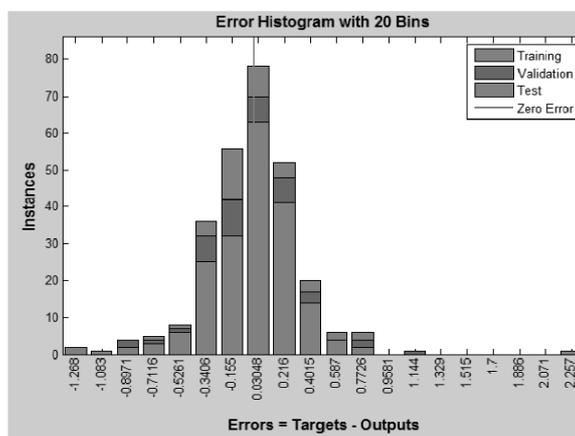


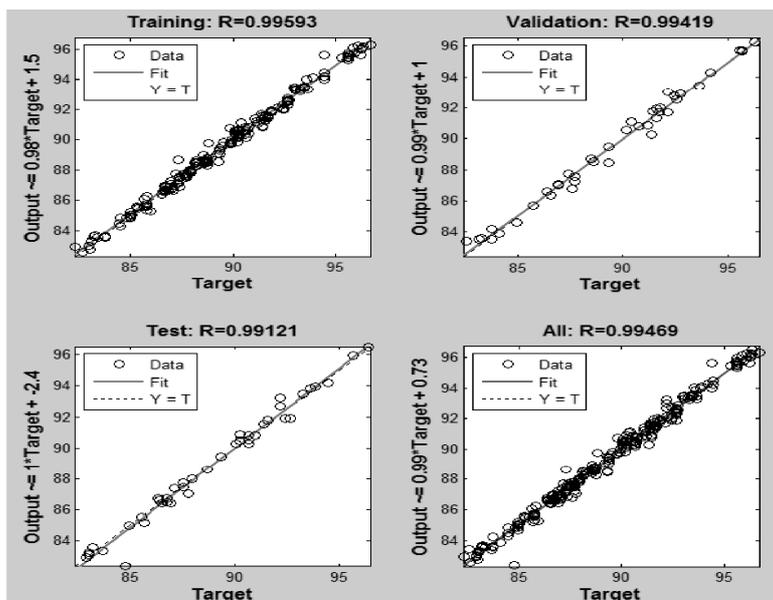
Рис. 2. – Общая схема моделирования для части прогноза



а) Лучшее исполнение проверки



б) Гистограмма ошибки



в) Регрессия

Рис. 3. – Оценка качества нейронной сети

Из представленных графиков видно, что ошибка моделирования уменьшается с увеличением числа обучений нейронной сети. Разработанную модель на базе нейронных сетей будем использовать для прогноза ошибки и сравнения их с экспериментально полученными результатами. Из анализа представленных данных видно, что нейромоделирование дает аналогичный результат с экспериментально полученными данными.

## 2. Алгоритм адаптивного управления автоматическим регулятором мощности

На рисунке 4 изображена структурная схема предназначенная для реализации алгоритма адаптивного управления с применением принципа (концепции) нейронных сетей. Структурная схема содержит блок адаптивного управления реализованный в интеллектуальном контроллере связанный с автоматическим регулятором мощности и непосредственно объект управления в данном случае ядерный реактор.

На входе блока адаптивного управления присутствуют входы желаемого уровня мощности  $\Phi_{ж}$ , тип и амплитуда возмущения (реактивность)  $A$ , пропорциональная составляющая регулятора  $K$ , а также зона нечувствительности регулятора  $Z$ . В качестве выхода используется расчетная (предлагаемая) уставка мощности реактора –  $\Phi_n$ , для автоматического регулятора мощности, обеспечения минимальную статическую ошибку для регулируемого уровня мощности реактора –  $\Phi_p$ .

Суть предложенного алгоритма заключается в том, что на основе измеренного текущего уровня мощности реактора –  $\Phi_p$ , текущего прироста реактивности –  $A$  и применяемых настроек регулятора ( $K$  и  $Z$ ) используя алгоритм нейромодели можно получить нейропрогноз уставки мощности реактора –  $\Phi_n$  и тем самым заранее скорректировать величину используемой уставки автоматического регулятора мощности –  $\Phi_{ж}$  для того чтобы уменьшить статическую ошибку регулируемой величины.

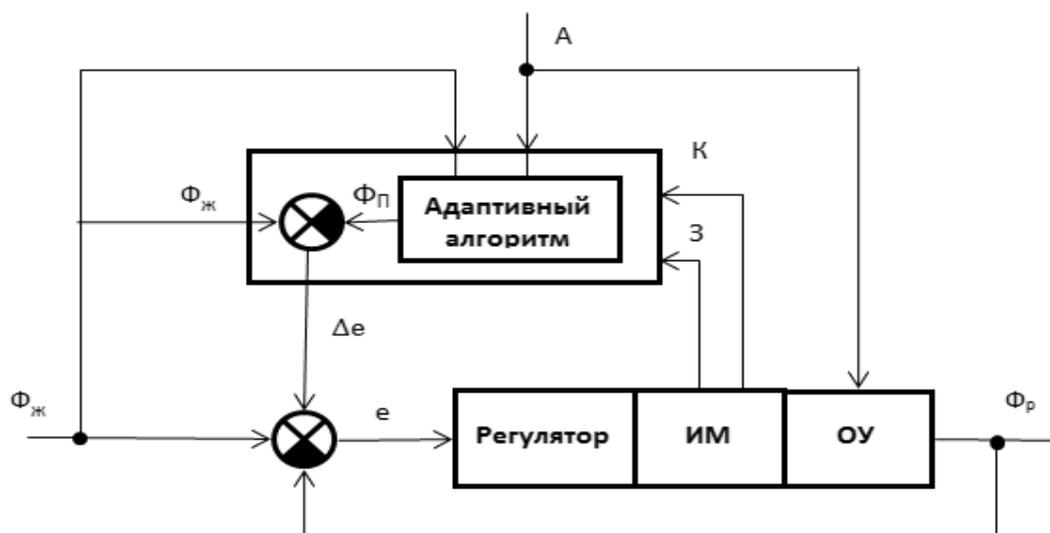


Рис. 4. – Структурная схема адаптивного управления

Структурная схема адаптивного управления на базе нейронных сетей представлена на рисунке 5. На данной схеме отображены входные и выходные параметры многослойной нейронной сети [6].

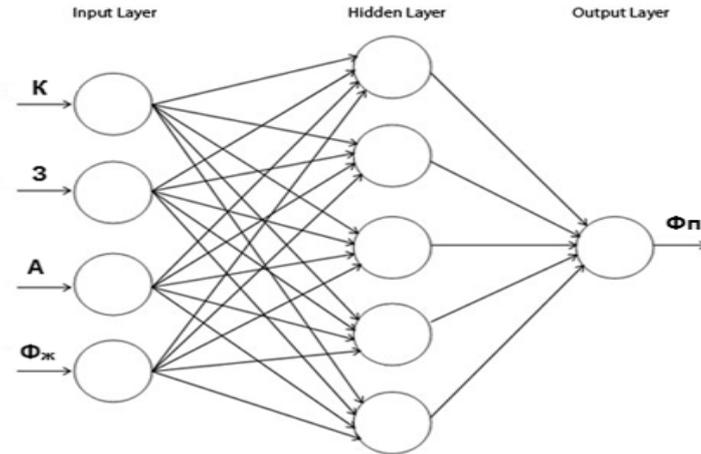
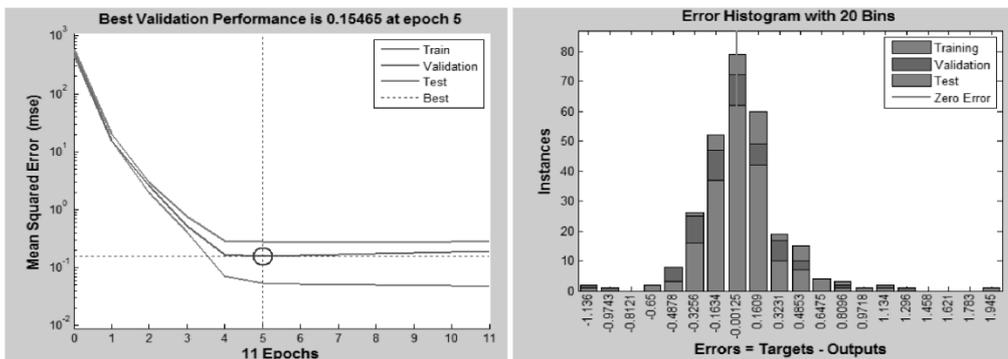


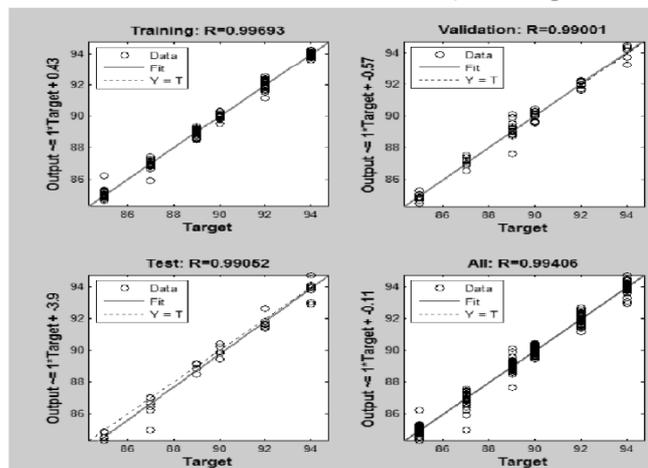
Рис. 5. – Структурная схема нейронной сети адаптивного управления

Результаты работы алгоритма адаптивного управления на базе нейронной сети представлены на рис.6. и в том числе отражен процесс обучения адаптивной нейронной сети. На рисунке 6 (а) отображена среднеквадратичная ошибка уровня мощности на валидационном наборе данных для последовательных эпох обучения. На рисунке 6 (б) представлено распределение ошибок моделирования процесса обучения в реализованной сети в виде гистограмм, а процесс распределения ошибок для нейронной сети отображен на рисунке 6 (в).



а) Лучшее исполнение проверки

б) Гистограмма ошибки



в) Регрессия

Рис. 6. – Оценка качества нейронной сети

Из представленных графиков видно, что ошибка моделирования уменьшается с увеличением числа обучений нейронной сети. Разработанную модель на основе нейронных сетей будем использовать для определения расчетной (предлагаемой) уставки мощности реактора –  $\Phi_n$ .

В таблице 2 представлены результаты работы алгоритма адаптивного управления на базе нейронных сетей, где  $\Phi_{ж}$  – желаемый уровень мощности,  $\Phi_1$  – реальная мощность без адаптивного управления,  $\Phi_2$  – рекомендуемый уровень мощности адаптивным алгоритмом для автоматического регулятора мощности,  $\Phi_3$  – реальный уровень мощности на объекте управления при использовании рекомендуемой уставки уровня мощности, *Epsilon 1* и *Epsilon 2* – статическая ошибка до и после применения адаптивного алгоритма.

Из таблицы 2 видно, что при применении адаптивного алгоритма, который вычисляет рекомендуемую (корректирующую) уставку статическая ошибка *Epsilon1* имеет значительно меньшее значение по сравнению со значением *Epsilon2*, т.е. с тем случаем, когда управление ведется без применения адаптивного алгоритма. Более наглядно это сравнение показано на рисунке 7.

**Таблица 2.** – Результаты оценки качества работы АРМ

Case study	$\Phi_{ж}$	K	Z	A	Epsilon 1	$\Phi_1$	$\Phi_2$	$\Phi_3$	Epsilon 2
1	85	0.1	0.1	3	<b>2.06</b>	87.06	82.67	84.71	<b>-0.29</b>
2	85	1	1	3	<b>0.8</b>	85.8	84.08	85.57	<b>0.57</b>
3	85	1	2	3	<b>2.08</b>	87.08	83.69	85.76	<b>0.76</b>
4	87	0.1	1	3	<b>0.3</b>	87.3	85.48	87.32	<b>0.32</b>
5	87	1	0.5	-3	<b>-2.03</b>	84.97	89.13	87.19	<b>0.19</b>
6	87	1	2	-3	<b>-2.04</b>	84.96	89.28	87.19	<b>0.19</b>
7	87	1	10	2	<b>1.58</b>	88.58	85.31	86.98	<b>-0.02</b>
8	89	0.1	1	-2	<b>-1.27</b>	87.73	90.32	88.82	<b>-0.18</b>
9	89	1	1	3	<b>0.83</b>	89.83	88.19	89.03	<b>0.03</b>
10	89	1	2	-2	<b>-1.25</b>	87.75	90.33	89.07	<b>0.07</b>
11	89	1	10	-3	<b>-2.2</b>	86.8	91.58	89.05	<b>0.05</b>
12	90	0.1	10	3	<b>2.45</b>	92.45	87.68	89.99	<b>-0.01</b>
13	90	0.1	10	-3	<b>-2.6</b>	87.4	92.57	90.23	<b>0.23</b>
14	90	1	1	3	<b>0.23</b>	90.23	89.36	90.02	<b>0.02</b>
15	90	1	1	-3	<b>-2.06</b>	87.94	92.37	90.1	<b>0.1</b>
16	90	1	3	3	<b>1.87</b>	91.87	87.73	89.71	<b>-0.29</b>
17	90	1	3	-3	<b>-2.35</b>	87.65	92.41	90.24	<b>0.24</b>
18	90	1	10	3	<b>2.73</b>	92.73	87.21	89.62	<b>-0.38</b>
19	90	1	10	-3	<b>-2.63</b>	87.37	92.64	90.11	<b>0.11</b>
20	92	0.1	0.5	-2	<b>-1.3</b>	90.7	93.43	92.11	<b>0.11</b>
21	92	0.1	3	2	<b>1.67</b>	93.67	90.42	91.88	<b>-0.12</b>
22	92	1	0.5	-3	<b>-3.2</b>	88.8	94.38	92.2	<b>0.2</b>
23	92	1	3	3	<b>1.86</b>	93.86	89.99	91.82	<b>-0.18</b>
24	94	0.1	0.5	-2	<b>-1.33</b>	92.67	94.43	93.02	<b>-0.98</b>
25	94	1	0.5	2	<b>1.66</b>	95.66	92.76	94.18	<b>0.18</b>
26	94	1	1	3	<b>2.25</b>	96.25	92.96	94.45	<b>0.45</b>
27	94	1	3	-3	<b>-2.11</b>	91.89	96.17	93.95	<b>-0.05</b>

В результате проведения экспериментов для работы автоматического регулятора мощности реактора традиционным способом и с применением адаптивного алгоритма расчета рекомендуемой уставки уровня мощности видно, что статическая ошибка регулирования значительно уменьшается, что позволяет повысить качество управления.

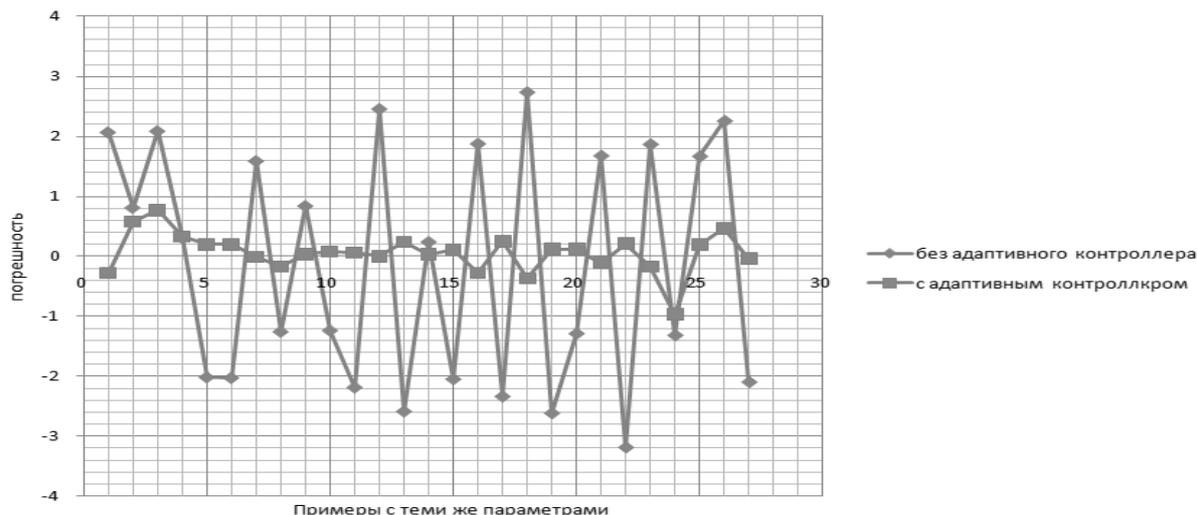


Рис. 7. – Сравнительный график статической ошибки уровня мощности

## ВЫВОДЫ

Анализ результатов проекта показывает, что с помощью алгоритмов адаптивного управления на базе нейронных сетей для автоматического регулятора мощности, может дать значительное улучшение качества управления по сравнению с традиционными классическими алгоритмами управления, путем уменьшения статической ошибки регулирования.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гаврилова, Т.А. и др. Базы знаний интеллектуальных систем [Текст] / Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. – СПб.: Питер, 2000. – 384 с.
2. Выговский, С.Б. и др. Учебная лаборатория на базе многофункционального анализатора реакторной установки АЭС с ВВЭР [Текст] / С.Б. Выговский, С.А. Королев, Е.В. Чернов – Вестник Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ». – 2012. – Т. 1. – №1 – С. 104–110.
3. Мирошник, И.В. и др. Нелинейное и адаптивное управление сложными динамическими объектами [Текст] / И.В. Мирошник, В.О. Никифоров, А.Л. Фрадков. – СПб.: Наука, 2000. – 549 с.
4. Ротштейн, А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети [Текст] А.П. Ротштейн. – Винница: УНИВЕРСУМ, 1999. – 320 с.
5. Боженков, О.Л. и др. Системная инженерия АСУТП АЭС / О.Л. Боженков, А.Б. Кабачников // Ядерные измерительно-информационные технологии. – 2009. – №2. – С. 27–32.
6. Каширина, И.Л. Нейросетевые технологии: учебно-методическое пособие для ВУЗов [Электронный ресурс] / И.Л. Каширина. – Издательско-полиграфический центр Воронежского государственного университета, 2008. – 72 с. – Режим доступа: URL: <http://www.ict.edu.ru/ft/005966/m08-110.pdf> – 20.06.2016.

## REFERENCES

- [1] Gavrilova T.A., Khoroshevskiy V.F. Bazy znaniy intellektualnykh sistem [Knowledge bases of intellectual systems]. Sankt-Peterburg. Pub. Piter, 2000, 384 p. (in Russian)
- [2] Vygovskiy S.B., Korolev S.A., Chernov E.V. Uchebnaya laboratoriya na baze mnogofunktsionalnogo analizatora reaktornoy ustanovki AES s VVER [Educational laboratory on the basis of the multipurpose analyzer of reactor installation of the NPP with WWER]. Vestnik Natsionalnogo issledovatel'skogo yadernogo universiteta «MIFI» [Bulletin of National Research Nuclear University "MEPhI".], 2012, Vol. 1, №1, ISSN 2304-487X, pp. 104–110. (in Russian)

- [3] Miroshnik I.V., Nikiforov V.O., Fradkov A.L. Nelineynoe i adaptivnoe upravlenie slozhnymi dinamicheskimi obektami [Nonlinear and adaptive management of difficult dynamic objects]. Sankt-Peterburg. Pub. Nauka, 2000, 549 p. (in Russian)
- [4] Rotshteyn A.P. Intellektualnye tekhnologii identifikatsii: nechetkaya logika, geneticheskie algoritmy, neyronnye seti [Intellectual technologies of identification: fuzzy logic, genetic algorithms, neural networks]. Vinnitsa. Pub. UNIVERSUM, 1999, 320 p. (in Russian)
- [5] Bozhenkov O.L., Kabachnikov A.B. Sistemnaya inzheneriya ASUTP AES [System engineering of the NPP PCS]. Yadernye izmeritelno-informatsionnye tekhnologii [Nuclear measuring and information technologies], 2009, №2, ISSN 1729-2689, pp. 27–32. (in Russian)
- [6] Kashirina I.L. Neyrosetevye tekhnologii: uchebno-metodicheskoe posobie dlya VUZov [Neural network technologies: an educational and methodical grant for Higher Education Institutions]. Pub. Izdatelsko-poligraficheskiy tsentr Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta [Publishing and printing center of Voronezh State University], 2008, 72 p. Available at: <http://www.ict.edu.ru/ft/005966/m08-110.pdf> (in Russian)

## **Adaptive Neural Network Controller for Power Control in Nuclear Power Plants WWER 1000**

**H.F. Almasri**

*National Research Nuclear University «MEPhI»,  
Kashirskoye Shosse, 31, Moscow, Russia 115409  
e-mail: husam\_almasri@hotmail.com*

**Abstract** – The task of power control in nuclear reactors is one of the most important tasks in this field. Therefore, researches are constantly carried out to improve the power reactor control process. Nowadays, in the department of Automation in National Nuclear Research University MEPhI a study of intelligent power regulator models in the control systems of nuclear power reactors is carried out on the grounds of on multifunction computer analyzer (simulator) of reactor WWER 1000. In this paper, a block diagram of an adaptive reactor power controller was built on the basis of an intelligent control algorithm. When implementing the intelligent neural network principles, it is possible to improve the quality and the dynamic of any control system in accordance with the principles of adaptive control. As it is known, adaptive control system allows to adjust the controller's parameters according to the changes in the characteristics of the control object or external disturbances. In this paper it is shown that the promising options for an automatic power controller in nuclear power plants is an intelligent neural network control algorithms.

*Keywords:* artificial intelligence, neural networks, adaptive control, nuclear reactor, automatic power controller.