

# ПРИМЕНЕНИЕ СПАЙКОВОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССА ВЫСОКОТЕМПЕРАТУРНОГО ПРОИЗВОДСТВА ВОДОРОДА В СИСТЕМАХ С ГАЗООХЛАЖДАЕМЫМИ РЕАКТОРАМИ

**С.О. Старков\*, Ю.Н. Лавренков\*\***

*\*Обнинский институт атомной энергетики НИЯУ МИФИ  
249040, Калужская обл., г. Обнинск, Студгородок, д. 1*

*\*\*Калужский филиал МГТУ им. Н.Э. Баумана  
248000, г. Калуга, ул. Баженова, д. 2.*



Водородная энергетика способна решить проблему зависимости современных производств от ископаемых видов топлива и значительно снизить количество вредных выбросов. Одним из способов получения водорода является процедура высокотемпературного электролиза водяного пара. Эффективность процесса повышается при увеличении температуры пара, участвующего в электролизе. Ключевой проблемой является использование надежного источника тепловой энергии, способного достигать высоких температур. Высокотемпературные газохлаждаемые реакторы с газообразным теплоносителем и графитовым замедлителем являются решением проблемы разогрева электролита. Часть тепловой энергии направляется для производства электроэнергии, необходимой для электролиза. Современные электролизеры, построенные в виде массива трубчатых или планарных электролитических ячеек с ядерным источником энергии, делают возможным получение водорода путем разложения молекул воды, а управление рабочей температурой процесса приводит к уменьшению потенциала Нернста. Эксплуатация таких установок осложняется определением оптимальных параметров электролизной ячейки, скорости потока пара, плотности рабочего тока. Для уменьшения затрат, связанных с оптимизацией процесса, предлагается использовать систему низкотемпературного электролиза, управляемую спайковой нейронной сетью. Получены результаты, подтверждающие эффективность применения интеллектуальных технологий, осуществляющих адаптивное управление процессами гибридного моделирования, для организации максимально осуществимого производства водорода при конкретном технологическом процессе, параметры которого могут быть адаптивно изменены в зависимости от специфики использования тепловой энергии реактора. Подтверждена эффективность применения комбинированной функциональной структуры, выполненной на основе спайковых нейронов, для выполнения коррекции параметров созданной электролитической системы. Предлагаемая стратегия моделирования может значительно снизить расход вычислительных ресурсов по сравнению с моделями, базирующимися только на нейросетевых методах прогнозирования.

**Ключевые слова:** спайковые нейронные сети, высокотемпературные газоохлаждаемые реакторы, электрооптическая система коммутации нейронов, прогнозирование производства водорода, централизованная схема глобального параллельного поиска.

## ВВЕДЕНИЕ

Так же, как и электричество водород является высококачественным энергетическим носителем, который может быть произведен с использованием разнообразных материалов, определяющих технологический процесс получения, распределения, хранения и транспортировки этого вида топлива. Одним из самых чистых способов получения водорода является диссоциация молекул воды, но низкотемпературный электролиз требует большего количества электрической энергии и является дорогостоящим процессом [1]. В статье рассмотрен процесс нейросетевого управления системой связанных электролитических ячеек для моделирования высокотемпературного электролиза водяного пара. Создание пара необходимой температуры и электролиз в таких установках осуществляются за счет энергии, вырабатываемой высокотемпературными газоохлаждаемыми реакторами [2]. В результате получение водорода осуществляется как с использованием тепловой энергии, так и ее частичного преобразования в электричество. Разработка новых систем требует процесса тестирования, при котором осуществляется определение количества получаемого водорода и оценивается эффективность спроектированной установки при заданных геометрических параметрах (трубчатая или планарная электролитическая ячейка (ЭЯ)), количестве ячеек в электролизных сборках (каналах или камерах, в зависимости от формы ЭЯ), параметрах пористых электродов, температуре электролиза, плотности тока и напряжении. Проведение физического тестирования осложняется необходимостью создания высоких температур и применением материалов и сплавов, стойких к высоким температурам и к изменению механических свойств из-за образования гидридов и метана за счет поглощения водорода материалами установки.

Ниже приводится описание электролизной установки для получения необходимых физических параметров, применяемых для моделирования, и архитектуры разработанной нейронной сети. Обсуждается разработка алгоритма конфигурирования нейронной сети в соответствии с особенностью системы моделирования – наличием источника информации о моделируемом процессе.

## РАЗРАБОТКА ЭЛЕКТРОЛИТИЧЕСКОЙ ЯЧЕЙКИ

Для устранения необходимости проведения физического эксперимента на энергетических установках предлагается использовать систему связанных электролизеров [3], компоновка которых приведена на рис. 1.

Управление количеством производимого водорода осуществляется за счет изменения следующих параметров.

1. Ограничение тока через каждую ячейку, осуществляемое токовым зеркалом с коэффициентом отражения 1:8, выполненным на основе согласованной пары биполярных pnp-транзисторов TIP36C с эмиттерными резисторами SQP 0.1 Ом. В качестве источника управляющего тока применялось токовое зеркало Уилсона на основе pnp-транзисторов TIP3055 [4] (всего два параметра на сдвоенную электролитическую ячейку (СЭЯ)).

2. Регулирование параметров импульсного электролиза, заключающееся в изменении пауз между прямыми импульсами тока, определении моментов применения обратных импульсов тока, а также наложении переменного тока на постоянный по схеме с дополнительным инертным электродом (источник переменного тока – электронный трансформатор ET190E). Данный процесс необходим для управления морфологией отложений электролитических осадков на электродах, перераспределением центров кристаллизации, осуществления растворения микродендритов и шишек, что способствует измельчению и облегчению отделения пузырьков водорода от катода. Управление осу-

ществляется путем включения электролитической ячейки в Н-мост, выполненный на транзисторах 2SC3281 (npn) и 2SA1302 (pnp). (Всего четыре параметра на СЭЯ: по одному параметру для каждого Н-моста, а также по одному параметру для определения временных интервалов наложения переменного тока).

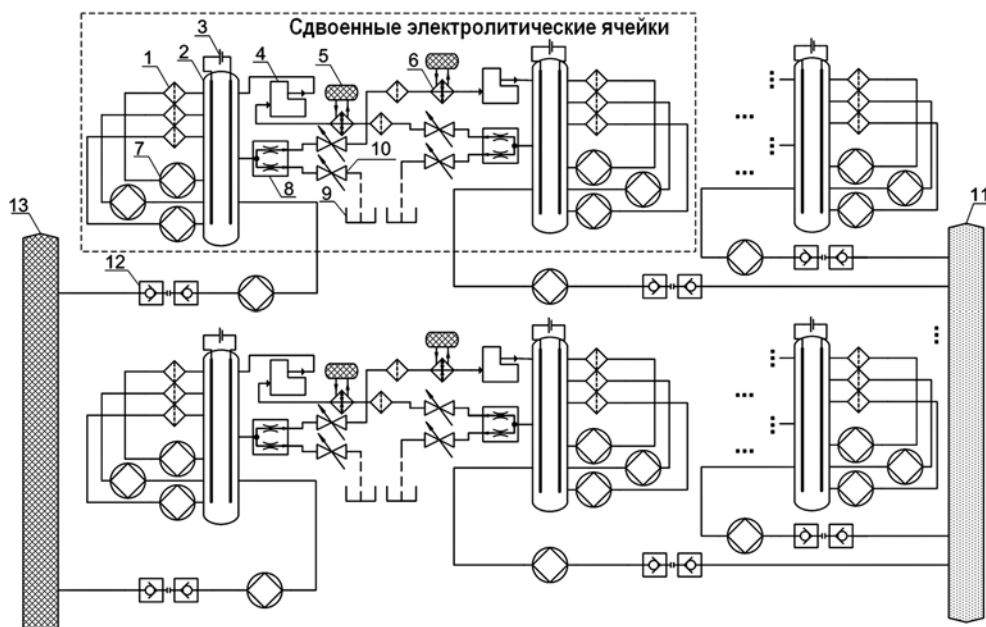


Рис. 1. Структурная схема установки для прогнозирования количества производимого водорода: 1 – фильтр для удаления частиц электродов; 2 – электролизная ячейка с графитовыми электродами; 3 – система питания электролизера; 4 – перистальтический насос-дозатор; 5 – жидкостный резистор; 6 – теплообменник для нагрева электролита; 7 – мембранный насос; 8 – делитель потока; 9 – резервуар для слива электролита; 10 – электромагнитный клапан; 11 – резервуар с раствором  $\text{CuSO}_4$ ; 12 – соединитель; 13 – резервуар с дистиллированной водой

3. Изменение температуры электролита в ячейке путем нагрева жидкостных резисторов с применением ССFL-инверторов, выполненных на микросхеме широтно-импульсного преобразователя OZ9910GN и группы сдвоенных полевых транзисторов FDS8958A. Для выполнения локального разогрева электролита применяется внутренняя сеть проволочных резисторов KNP-200 (устойчивы к пульсациям) номиналом 100 Ом, расположенных равномерно по объему ячейки и нагреваемых в импульсном режиме разрядом батареи электролитических конденсаторов (шесть конденсаторов емкостью 4700 мкФ с номинальным рабочим напряжением 100 В) через тиристор ВТ138-600. (Всего четыре параметра на СЭЯ: два – управление инверторами, два – управление нагревателями.)

4. Регулирование концентрации электролита в ячейках, которое осуществляется перистальтическими (максимальная скорость потока 40 мл/мин) и мембранными насосами (максимальная скорость потока 2 л/мин). Производится разбавление электролита дистиллированной водой из резервуара 13 (см. рис. 1) или повышение концентрации путем добавления раствора сульфата меди из резервуара 11 (см. рис. 1) и последующей прокачки электролита между ячейками с помощью насосов. Скорость потока регулируется широтно-импульсными модуляторами, выполненными на базе таймера NE555, выпрямителя Шоттки STPS41H100CT и n-канального MOSFET-транзистора STP80NF70 [5] (всего шесть параметров на СЭЯ: четыре – управление насосами, два – управление электромагнитными клапанами).

5. Управление барботированием с помощью трех мембранных насосов (всего шесть переменных параметров на СЭЯ).

В результате для управления процессом электролиза в одной сдвоенной электролитической ячейке необходим контроль 22-х параметров, полностью определяющих процесс моделирования. Необходимое количество сдвоенных ячеек определяется параметрами согласования с реальной ядерной установкой для производства водорода [6].

В качестве входных параметров системы, которые подаются на вход нейронной сети, используются данные о конфигурации системы электролиза водяного пара и балансе энергетического распределения тепловой энергии реактора [7]. Управляя параметрами процесса электролиза с помощью спайковой нейронной сети, можно осуществить моделирование процесса высокотемпературного электролиза водяного пара в заданном масштабе, определяющем пропорциональность получения водорода для данной модели по сравнению с высокотемпературными ядерными установками комбинированной выработки электрической энергии и водорода. Методы нейросетевого управления позволяют синтезировать оптимальную форму тока и параметры импульсного электролиза для обеспечения минимального времени, необходимого для достижения допустимой ошибки прогнозирования.

### ПРОЕКТИРОВАНИЕ НЕЙРОСЕТОВОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ОРГАНИЗАЦИИ ГИБРИДНОЙ СТРАТЕГИИ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Для управления параметрами рассмотренной системы электролитических ячеек предлагается использовать спайковую нейронную сеть [8]. Сигналы между нейронами распространяются в виде коротких электрических импульсов – спайков. Сила возбуждающих воздействий оказывает непосредственное влияние на количество спайков и интервалы между ними.

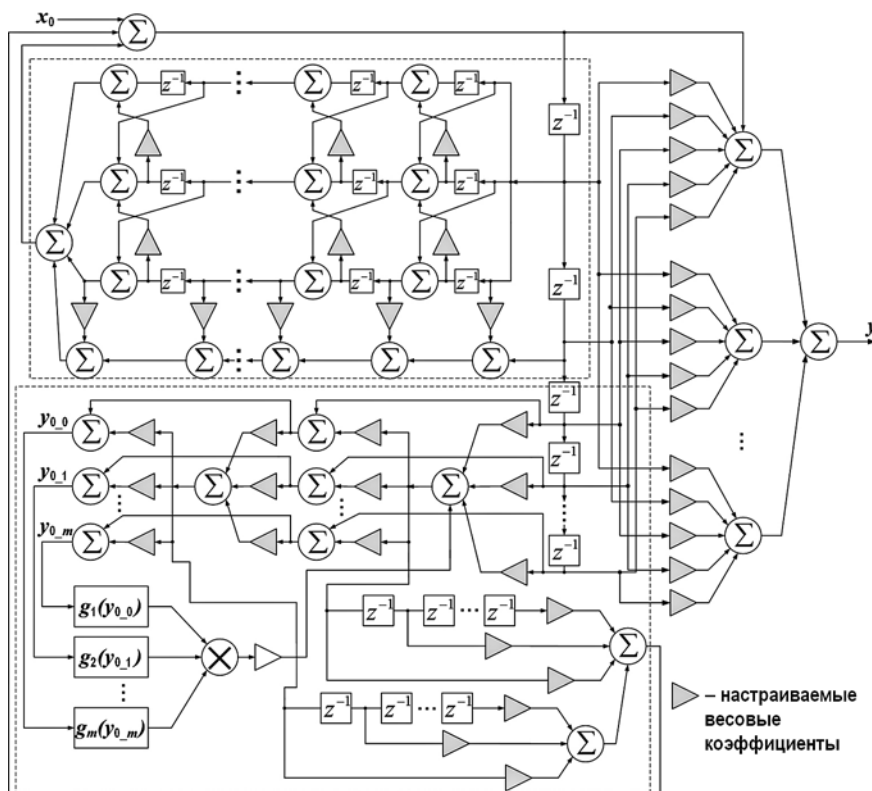


Рис. 2. Структурная схема нейронного элемента для построения спайковой сети

Основу конструкции спайковой нейронной сети составлял нейрон (рис. 2), архитектуру

ра которого основана на принципах работы ревербирующих контуров [9]. Нейрон выполнен из двух составных вычислительных модулей: решетчатой вычислительной структуры модульного типа, допускающей увеличение вычислительных элементов [10], и каскадной нейросетевой структуры [11]. Спайковая сеть обладает динамическими свойствами, позволяющими организовать алгоритм обработки информации не только путем настройки весовых коэффициентов, но и за счет изменения соединений между нейронами. Популяция нейронных элементов способна к адаптивной настройке процесса осцилляции, приводящего к синхронизации элементов нейронной сети, что делает возможным генерацию спайка в определенные временные интервалы. В результате активность нейрона определяется входными сигналами, активностью на предыдущем этапе функционирования, а также состоянием остальных нейронов, входящих в реверберационный контур.

В поддержании устойчивого процесса генерации спайков важную роль играет искусственная реализация механизма аксонной передачи [12] (рис. 3). Управляя характеристиками каналов передачи информации между нейронами, можно осуществить перевод сети в асинхронный режим функционирования без значительного изменения весовых коэффициентов с последующим дообучением. Такая особенность данной архитектуры минимизирует вероятность создания внутри спайковой сети обособленных кластеров нейронов со своей локальной системой синхронизации.

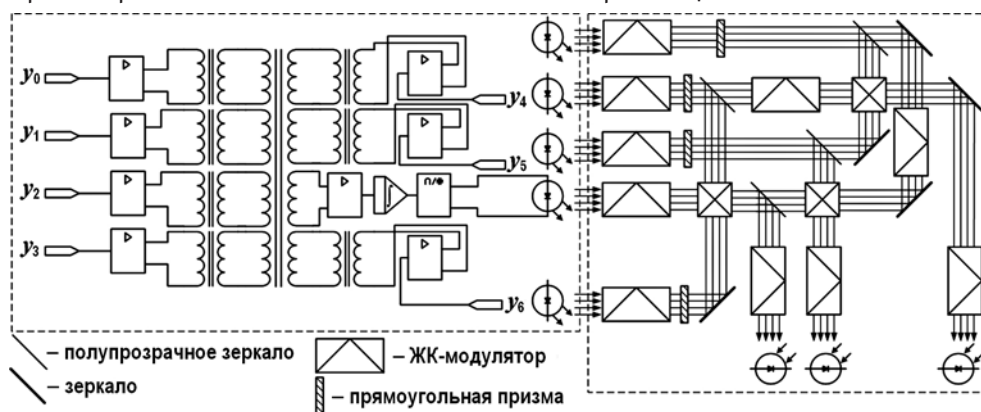


Рис. 3. Структурная схема электрооптического преобразователя

Основу системы коммутации составляет магнитный усилитель с выходом на переменном токе [13], сконструированный из двух модифицированных трансформаторов В78386-Р1116-А, в которых магнитопровод заменен на ферритовый стержневой сердечник М2000НМ. Сигналы от популяции из семи нейронов через усилитель TDA8932Т и изолирующий аудиотрансформатор Е114 подавались на магнитный усилитель для формирования выходного сигнала [5]. Для расширения возможностей обработки сигналов используется оптоэлектронная система, определяющая стратегию взаимодействия спайковых популяций. Выходной сигнал преобразуется с помощью аналоговой измерительной цепи, выполненной на каскадном включении микросхемы LM3914, интегрирующей цепи на основе операционного усилителя LM358 и лазерного диода, в световые импульсы, параметры которых определяются последовательностью спайковых импульсов. Обработка оптических сигналов производится системой из массива жидкокристаллических экранов, кубических Х-призм и прямоугольных дихроидных призм [14]. Базовая ячейка оптической системы (см. рис. 3 – правая подсистема) состоит из набора оптических модуляторов, призм и зеркал. Параметры жидкокристаллического светофильтра (степень затемнения, чувствительность, задержка перед изменением ориентации кристаллов) относятся к настраиваемым параметрам спайковой сети. После прохождения оптического массива сигнал подвергается оптоэлектронному преобразованию с помо-

щью линейки фотодиодов OPT101. Выходной сигнал фотодиода является управляющим для генератора, управляемого напряжением и выполненного на микросхеме ICL8038 совместно с операционным усилителем TL082A. После прохождения интегрирующей цепи спайк распространяется по сети. На рисунке 4 показана фотография образцов световых сигналов от одной оптической ячейки. Образцы № 1, 2 являются примером взаимодействия нейронов через оптическую среду до момента обучения, когда наблюдается начальный сетевой ритм. Образцы № 3, 4 – это появление импульсов различной интенсивности (прохождение спайков различной амплитуды), а также объединение импульсов в группы (расширение площади светового пятна), что свидетельствует о попытках нейронной сети простимулировать фотоприемные устройства, расположенные в определенной окрестности фотоприемной линейки, что позволяет за счет последовательного стимулирования получить спайк с требуемыми характеристиками; образец № 5 – взаимодействие спайковых нейронов после обучения.

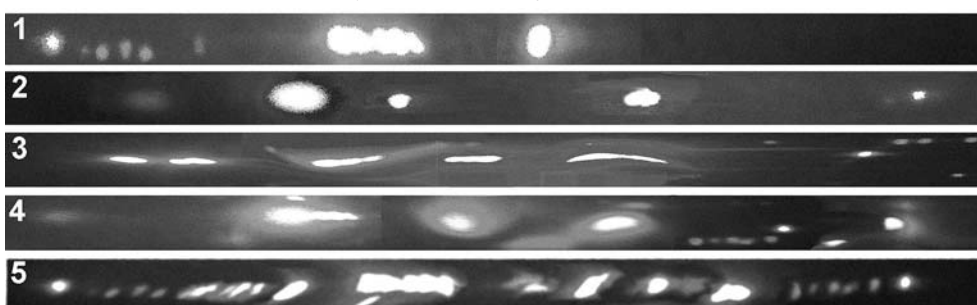


Рис. 4. Оптические сигналы после прохождения массива призматических элементов

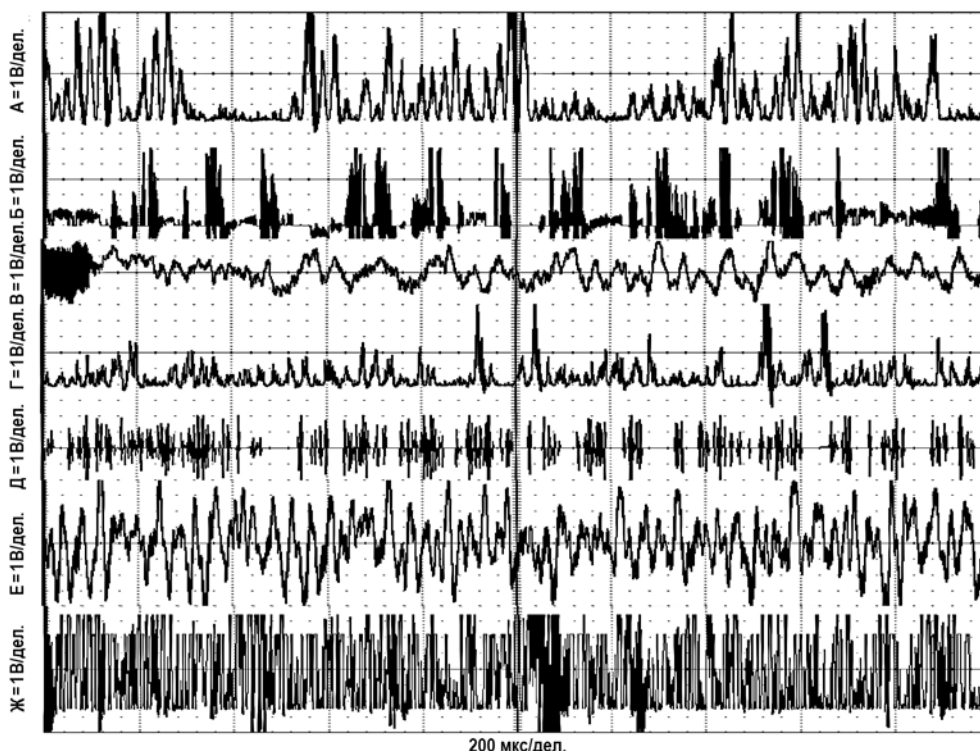


Рис. 5. Образец входного сигнала нейронной группы

Рассмотренная конструкция спайковой сети является масштабируемой, что делает возможность конструирования сети необходимой вычислительной мощности путем просто-

го объединения оптических и электронных модулей. Конструктивные элементы выполнены таким образом, что популяция из семи нейронов совместно с одной ячейкой электрооптического преобразователя может формировать спайковые импульсы с заданной системой кодирования информации [15]. Данное свойство отдельных нейронов необходимо для поддержания функционирования всей сети при использовании оптических систем обработки информации и коммутации, которые могут искажать передаваемые импульсы. Рассмотрим функционирование нейросетевой структуры. Входные сигналы генерируются с помощью функциональных периодических зависимостей, базирующихся на использовании вложенных функций [16], которые отражают исходные параметры задачи.

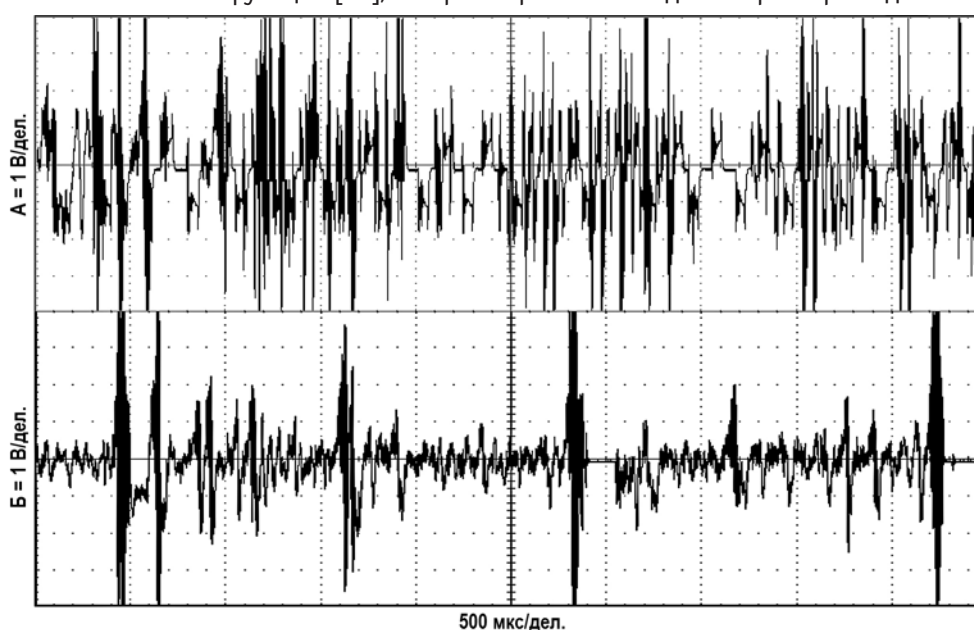


Рис. 6. Выходные сигналы нейронной группы

На рисунке 5 показаны возможные входные сигналы для спайковой сети, каждый сигнал подается на вход соответствующего нейронного элемента. После комбинирования сигналов электрооптической системой выходной сигнал имеет вид, показанный на рис. 6. Сигнал А на рисунке соответствует выходному сигналу для сети, не прошедшей процедуру обучения, в которой весовые коэффициенты и параметры электрооптической системы инициализированы случайными числами (использовался векторный обобщенный генератор Фибоначчи с запаздыванием); сигнал Б – импульсы, производимые после выполнения настройки и конфигурирования переменных параметров.

Представление выходного сигнала нейронной сети осуществляется с помощью модифицированного метода импульсной фазовой модуляции [9]. Система предполагает использование выходных сигналов от четырех нейронных элементов спайковой сети (рис. 7). Для однозначного определения импульса необходимо, чтобы его амплитуда была не менее 2 В длительностью менее 190 мкс. Момент времени, определяющий начало декодирования информационной последовательности, отсчитывается при появлении трех спайков в нейроне В и отсутствии активности нейрона Г (метка 0, рис. 7). Активность нейрона Г является синхронизирующей для всей группы из четырех сигналов, появление спайка в канале Г совмещается с активностью нейрона В. Если спайки в В и Г рассогласованы не более чем на 150 мкс, то информация извлекается из канала А, в противном случае из канала Б. Извлечение информации базируется на простановке временных меток возникновения спайкового импульса в наблюдаемом канале нейронной активности (А или Б).

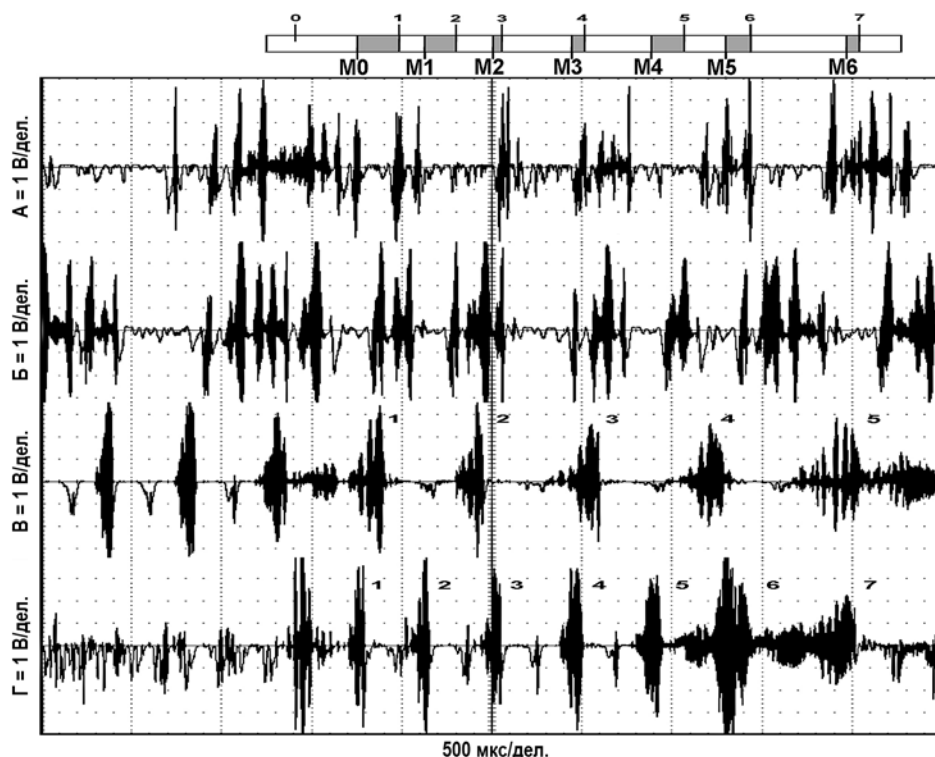


Рис. 7. Пример кодирования информации в последовательности импульсов от четырех нейронов

На рисунке 7 извлечение информации начинается с метки 0. Спайки Г.1 и В.1 рассогласованы меньше чем на 150 мкс – извлечение информации происходит из канала А (отмечаем время импульса в канале А (метка 1, рис. 8) после синхронизирующего спайка в канале Г (метка M0, рис. 7)). Далее спайки Г.2 и В.2 рассогласованы более чем на 150 мкс – извлечение информации происходит из канала Б (отмечаем время импульса в канале Б (метка 2, рис. 7) после синхронизирующего спайка в канале Г (метка M1, рис. 7)). Процедура повторяется до следующего момента начала считывания информации или прекращения активности в синхронизирующем канале Г.

Переменный интервал времени между синхронизирующим спайком и импульсом соответствующего нейрона применяется для представления выходного сигнала нейронной сети.

### **КОНФИГУРИРОВАНИЕ СПАЙКОВОЙ НЕЙРОСЕТОВОЙ СИСТЕМЫ И ОЦЕНКА РЕЗУЛЬТАТОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ**

Рассмотренные конструктивные элементы спайковой нейронной сети включают в себя переменные параметры: весовые коэффициенты в нейроне, параметры решетчатой и каскадной структур, параметры электрооптической системы. Первоначальная топология сети – это структура, состоящая из трех слоев спайковых нейронов. В качестве алгоритма обучения применялась централизованная схема глобального параллельного поиска [17]. Каждая нейронная популяция была реализована на микроконтроллере ATmega128A1. В приведенной схеме эти популяции могут быть рассмотрены как «процессоры проведения испытаний (ППИ)» [17]. «Управляющий процессор (УП)» осуществляет передачу ППИ точек испытаний – параметров каждой популяции нейронов. После проведения испытаний вся информация собирается в УП, который и делает вывод об эффективности потенциальных параметров для всей спайковой сети. В качестве алгоритма генерации точек испытаний применялся алгоритм рассеянного поиска [18].



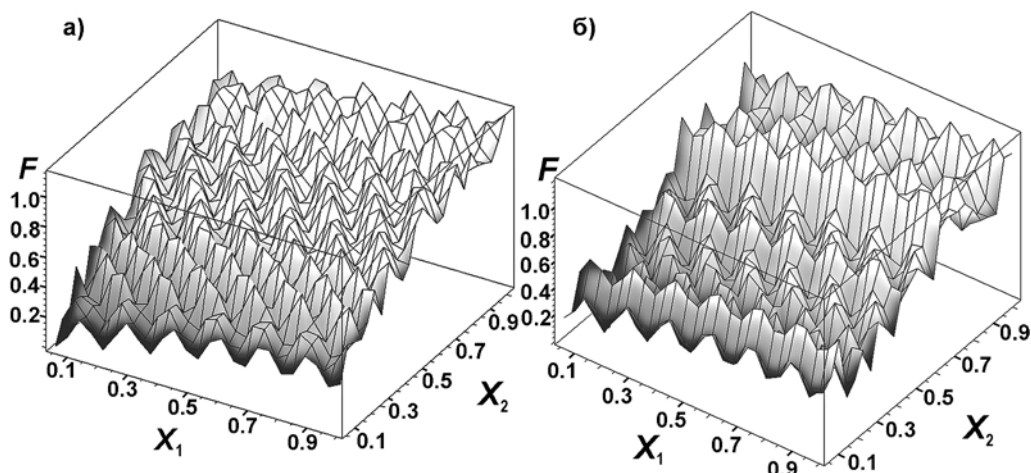


Рис. 8. Функциональные зависимости выхода водорода от параметров системы

Оценка эффективности гибридного способа моделирования процесса производства водорода с помощью системы высокотемпературного электролиза осуществлялась на основе построения графиков, отражающих количество производимого газа в зависимости от особенностей работы газоохлаждаемого реактора и параметров электролизера (рис. 8). Параметры  $x_1$  (совокупность параметров электролитических ячеек) и  $x_2$  (параметры реактора) определяются как сумма взвешенных параметров, характерных для конкретного метода производства водорода:

$$x_{i,i=1,2}(k) = \sum_{j=1}^Q w_j \Phi_j(r, \sigma), \quad r = \|k - c\|, \quad \Phi_j(r, \sigma) = \left(\frac{r}{\sigma}\right)^2 \log\left(\frac{r}{\sigma}\right), \quad (1)$$

где  $w_j$  – весовые коэффициенты;  $Q$  – количество параметров;  $r$  – расстояние между входным вектором  $k$  и собственным вектором  $c$ ;  $\sigma$  – параметр масштаба. Взвешенные параметры адаптируют систему для широкого круга ядерных систем. Все переменные нормируются в соответствии с максимальными физическими ограничениями. Апплика-та показывает количество производимого водорода. Сравнение процесса моделирования (рис. 8б) с результатами, получаемыми в практических установках [6, 7] (рис. 8а), позволяет сделать вывод о возможности применения нейросетевых систем для управления процессами гибридного моделирования.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработка новых конфигураций электролитических ячеек для повышения эффективности использования ядерной энергии является важной проблемой при использовании водорода в качестве основы для чистой энергетики. Трудности, возникающие при проектировании систем когенерации водорода в ядерной энергетике, могут быть успешно преодолены с применением нейросетевых методов принятия решений, позволяющих быстро оценить эффективность конструктивных изменений системы. В работе получены результаты, подтверждающие эффективность применения интеллектуальных технологий, осуществляющих адаптивное управление процессами гибридного моделирования, для организации максимально осуществимого производства водорода при конкретном технологическом процессе, параметры которого могут быть адаптивно изменены в зависимости от специфики использования тепловой энергии, выделяемой реактором. Подтверждена эффективность применения комбинированной функциональной структуры, выполненной на основе спайковых нейронов, для выполнения коррекции параметров предложенной электролитической системы. Предлагаемая стратегия моде-

лирования может значительно снизить расход вычислительных ресурсов по сравнению с моделями, базирующимися только на нейросетевых методах прогнозирования.

### **Литература**

1. *Gupta Ram B.* Hydrogen Fuel: Production, Transport, and Storage. – CRC Press, 2008. – 624 p.
2. *Sasuci Dan Gabriel.* Handbook of Nuclear Engineering. – Springer US, 2010. – 3574 p.
3. Прикладная электрохимия. Учеб. для вузов. 3-е изд., перераб. – М.: Химия, 1984. – 520 с.
4. *Gray Paul R., Hurst Paul J., Lewis Stephen H., Meyer Robert G.* Analysis and Design of Analog Integrated Circuits, 5-th Edition. – JohnWiley & Sons, Inc., 2009. – 896 p.
5. *Крекрафт Д., Джерджи С.* Аналоговая электроника. Схемы, системы, обработка сигнала. – М.: Техносфера, 2005. – 360 с.
6. *Yan Xing L., Hino Ryutaro.* Nuclear Hydrogen Production Handbook. – CRC Press, 2011. – 939 p. ISBN 9781439810835. Series: Green Chemistry and Chemical Engineering.
7. Nuclear Production of Hydrogen: Nuclear Science (Third Information Exchange Meeting, Oarai, Japan 5-7 October 2005). Organisation for Economic Co-operation and Development, Nuclear Energy Agency. – OECD Publishing, 2006. – 414 p.
8. *Gerstner Wulfram, Kistler Werner M.* Spiking Neuron Models: Single Neurons, Populations, Plasticity. – Cambridge University Press, 2002. – 496 p.
9. *Maass Wolfgang, Bishop Christopher M.* Pulsed Neural Networks. – A Bradford Book, 2001. – 377 p.
10. *Cichocki Andrzej, Amari Shun-ichi.* Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications. – Wiley, 2002. – 586 p.
11. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс. Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2008. – 1104 с.
12. *Sterratt David, Graham Bruce, Gillies Andrew, Willshaw David.* Principles of Computational Modelling in Neuroscience. – Cambridge University Press, 2011. – 404 p.
13. *Gottlieb Irving.* Practical Transformer Handbook. – Elsevier Science & Technology, 1998. – 192 p.
14. *Салех Б., Тейх М.* Оптика и фотоника. Принципы и применение. Пер. с англ.: Учебное пособие. В 2 т. – Долгопрудный: Издательский дом «Интеллект», 2012. – 760 с.
15. *Moss F., Gielen S.* Neuro-informatics and Neural Modelling. – North Holland, 2001. – 1080 p.
16. *Wai-Kai Chen.* Nonlinear and Distributed Circuits. – CRC Press, 2005. – 352 p.
17. *Стронгин Р.Г., Гергель В.П., Гришагин В.А., Баркалов К.А.* Параллельные вычисления в задачах глобальной оптимизации: Монография / Предисл.: В.А. Садовничий. – М.: Изд-во МГУ им. М.В. Ломоносова, 2013. – 280 с.
18. *Грешилов А.А.* Математические методы принятия решений: учеб. пособие (с расчетными программами на оптическом диске) / 2-е изд., испр. и доп. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014. – 647 с.

Поступила в редакцию 07.05.2018 г.

### **Авторы**

Старков Сергей Олегович, профессор, доктор физ.-мат. наук

E-mail: sergeystarkov56@mail.ru

Лавренков Юрий Николаевич, кандидат техн. наук

E-mail: georglawr@yandex.ru

UDC 621.039.9, 004.896

## **APPLICATION OF SPIKING NEURAL NETWORKS FOR MODELING THE PROCESS OF HIGH-TEMPERATURE HYDROGEN PRODUCTION IN SYSTEMS WITH GAS-COOLED REACTORS**

Starkov S.O.\* , Lavrenkov Yu.N.\*\*

\* Obninsk Institute for Nuclear Power Engineering, NRNU «MEPhI»  
1 Studgorodok, Obninsk, Kaluga reg., 249040 Russia

\*\* Kaluga Branch of the Bauman Moscow State Technical University  
2 Bazhenova st., Kaluga, Kaluga reg., 248000 Russia

### ABSTRACT

The article considers a simulated possible scenario for the joint production of hydrogen and electrical energy using a high-temperature gas-cooled reactor. The considered model is based on a neural network system, which is used as a technological tool for generating control signals. The multi-layer direct-acting neural network is composed of spiking neural elements, the architecture of which is based on interacting reverberation loops. The electro-optical commuting system considered in this article is the base for building a switching communication system between neurons. The use of optical communication and liquid crystal modulators simplifies the mass distribution of a signal to many neurons from different populations and the change of its parameters. This property is necessary to ensure the neural controller high performance. The approximating properties of a neural network are used to control a group of dual electrolytic cells. Each electrolyzer has a set of variables controlling the temperature, chemical composition and current density through the cell. The spiking network, exerting a control action on pairs of electrolytic cells, completely controls the process of low-temperature electrolysis in a copper sulfate solution. The amounts of hydrogen produced at the cathodes of the grouped electrolyzers will be proportional to the amount of gas produced by the high-temperature electrolysis systems, in which nuclear reactors are the sources of thermal and electrical energy. Information coding is carried out by sequences of spiking pulses from groups of 4 neurons. This method of representing the control sequence elements minimizes a false change in the parameters of low-temperature electrolysis. Learning of the neural network system is carried out by a scattered search algorithm. The evaluation of the simulation efficiency has shown the feasibility of constructing hybrid models with a neural network control system, which do not require the use of expensive materials.

**Key words:** spiking neural networks, high-temperature gas-cooled reactors, electro-optical neural commuting system, hydrogen production forecasting, centralized global parallel search circuit.

### REFERENCES

1. Gupta Ram B. *Hydrogen Fuel: Production, Transport, and Storage*. CRC Press, 2008, 624 p. ISBN 9781420045758.
2. Cacuci Dan Gabriel. *Handbook of Nuclear Engineering*. Springer US, 2010, 3574 p. DOI: 10.1007/978-0-387-98149-9.
3. *Applied Electrochemistry. Textbook for high schools*. Ed. by A.P. Tomilova. Moscow. Khimiya Publ., 1984, 520 p.
4. Gray Paul R., Hurst Paul J., Lewis Stephen H., Meyer Robert G. *Analysis and Design of Analog Integrated Circuits*, 5th Edition. JohnWiley & Sons, Inc., 2009, 896 p.

5. Crecraft David, Gergely Stephen. *Analog Electronics: Circuits, Systems and Signal Processing*. 1st Edition. Butterworth-Heinemann, 2002, 425 p.
6. Yan Xing L., Hino Ryutaro. *Nuclear Hydrogen Production Handbook*. CRC Press, 2011, 939 p. ISBN 9781439810835. Series: Green Chemistry and Chemical Engineering.
7. Nuclear Production of Hydrogen: Nuclear Science (Third Information Exchange Meeting, Oarai, Japan 5-7 October 2005), Organisation for Economic Co-operation and Development, Nuclear Energy Agency. OECD Publishing, 2006, 414 p.
8. Gerstner Wulfram, Kistler Werner M. *Spiking Neuron Models: Single Neurons, Populations, Plasticity*. Cambridge University Press, 2002, 496 p.
9. Maass Wolfgang, Bishop Christopher M. *Pulsed Neural Networks*. A Bradford Book, 2001, 377 p.
10. Cichocki Andrzej, Amari Shun-ichi. *Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications*. Wiley, 2002. 586 p.
11. Haykin Simon. *Neural networks. A Comprehensive Foundation*. Second Edition. Prentice Hall Inc., 1999, 1104 p.
12. Sterratt David, Graham Bruce, Gillies Andrew, Willshaw David. *Principles of Computational Modelling in Neuroscience*. Cambridge University Press, 2011, 404 p.
13. Gottlieb Irving. *Practical Transformer Handbook*. Elsevier science & Technology, 1998, 192 p.
14. Saleh Bahaa E.A., Teich Malvin Carl. *Fundamentals of Photonics*. Wiley-Interscience, 2007, 1200 p.
15. Moss F., Gielen S. *Neuro-informatics and Neural Modelling*. North Holland, 2001, 1080 p.
16. Wai-Kai Chen. *Nonlinear and Distributed Circuits*. CRC Press, 2005, 352 p.
17. Strongin R.G., Gergel' V.P., Grishagin V.A., Barkalov K.A. *Parallel Computations in Global Optimization Problems*. Moscow. MGU n.a. Lomonosov Publ., 2013, 280 p. (in Russian).
18. Greshilov A.A. *Mathematical methods of decision-making*. 2-nd ed. Moscow. MGU n.a. Bauman Publ., 2014, 647 p.

#### **Authors**

Starkov Sergey Olegovich, Professor, Dr. Sci. (Phys.-Math.)

E-mail: sergestarkov56@mail.ru

Lavrenkov Yury Nikolaevich, Cand. Sci. (Engineering)

E-mail: georglawr@yandex.ru