

*Ю. Н. Лавренков, аспирант Калужского филиала МГТУ им. Н. Э. Баумана,
georglawr@yandex.ru*

*Л. Г. Комарцова, докт. техн. наук, профессор Калужского филиала МГТУ им. Н. Э. Баумана,
lkomartsova@yandex.ru*

Нейронечеткий адаптивный маршрутизатор потоков цифровой информации

В статье рассмотрен комбинированный алгоритм выбора параметров радиально-базисной нейронной сети на основе нечеткого иммунного алгоритма оптимизации. Эволюционное построение антител и использование нечеткой адаптивно-резонансной нейронной сети позволяет адаптировать алгоритм обучения нейроконтроллера под решение оптимизационной задачи. Описана возможность использования такого рода нейронных сетей для построения адаптивного маршрутизатора информации в сети связи и обеспечения защищенности его структуры от целенаправленного разрушения.

Ключевые слова: радиально-базисная нейронная сеть, иммунный алгоритм оптимизации, нечеткое моделирование, маршрутизация информации, нейронная сеть Хопфилда, нейро-сетевой генератор случайных чисел.

Введение

Сети на основе радиальных базисных функций (РБФ) являются нелинейными многослойными сетями прямого распространения [1, 2]. Процесс обучения такой сети заключается в подборе ее линейных параметров (весов выходного слоя), адаптации нелинейных параметров радиальных функций и определении оптимального количества базисных функций, каждой из которых соответствует один скрытый нейрон. Для повышения эффективности обучения РБФ в статье предложен гибридный алгоритм обучения на основе параллельного иммунного алгоритма с механизмом адаптации популяции антител [3], для решения конкретной задачи, на основе аппарата нечеткой логики и эволюционных алгоритмов [4, 5].

Развитие эволюционных вычислений для повышения эффективности решения задач обучения и настройки нейронных сетей ведется по пути создания новых мето-

дов, которые могут динамически изменять параметры алгоритма обучения и использовать различные варианты распараллеливания процессов обработки информации [1]. Указанным требованиям удовлетворяют искусственные иммунные системы, которые и обладают такими свойствами, как внутренний параллелизм и возможность осуществлять контроль развития популяции антител. В данных системах антигены рассматриваются как задача, которую необходимо решить, а антитело — как решение задачи [3].

В основе функционирования иммунной системы лежит принцип клонального отбора. Антитело, распознавшее антиген, стимулируется и продуцирует антитела одной специфичности. Клонированные клетки могут значительно увеличивать размер популяции антител. Такое увеличение численности популяции клонов дает возможность быстро достичь эффективной концентрации искусственных антител. В этом алгоритме необходимо правильно выбрать механизм под-

держания оптимального размера популяции, чтобы не происходила потеря информации. Поэтому использование нечеткого управления для модификации и клонирования антител в данной работе оказывается наиболее полезным, так как процессы воспроизводства и изменения решений достаточно сложны для анализа с помощью количественных оценок.

На основе обученной с помощью нечеткого параллельного иммунного алгоритма радиально-базисной нейронной сети рассмотрим построение маршрутизатора цифровой информации и возможность его использования в каждом узле компьютерной сети (дистанционно-векторная маршрутизация) [6]. Данный алгоритм маршрутизации необходим для повышения способности сети к самоорганизации и ее выживанию в условиях деградации, т. е. для сохранения заданных характеристик доставки информации для рабочих узлов в неизолированных направлениях информационного обмена в реальном масштабе времени.

В задачах обеспечения своевременной доставки информации особая роль отводится информационной структуре, определяющей следующий пункт в маршруте продвижения данных. Изменение внутренних компонентов маршрутизатора может привести к потере информации или ее искажению злоумышленниками. Все компоненты маршрутизатора необходимо защитить от любой возможности их изменения, что приведет к построению маршрутов, не предусмотренных системой. Но такую модификацию можно осуществить, только если существует возможность спрогнозировать состояние внутренних компонентов маршрутизирующей структуры в определенные моменты времени. В противном случае маршруты будут похожи на случайные переходы от узла к узлу, что сразу же станет признаком неисправности маршрутизатора. В данной работе рассмотрен алгоритм инициализации начального состояния РБФ сети для исключения возможности фальсификации алгоритма маршрутизации.

Настройка и адаптация нейроконтроллера

При решении задачи адаптивной маршрутизации в сетях связи в качестве основы для построения маршрутизатора была выбрана радиально-базисная нейронная сеть. В каждом узле компьютерной сети размещается РБФ, получающая сведения об остальных узлах сети и принимающая решение о дальнейшем маршруте продвижения информации [7]. В настоящей работе предложен способ организации взаимодействия адаптивных маршрутизаторов друг с другом для оценки состояния сети и выбора правильного маршрута передачи информации.

На вход радиально-базисной сети будет подаваться информация о состоянии компьютерной сети. Количество выходов в РБФ будет соответствовать количеству исходящих соединений, т. е. возможных путей отправки информации. Необходимо оптимальным образом выбрать количество входных рецепторов нейроконтроллера, определить количество нейронов в скрытом слое радиально-базисной сети, оптимизировать параметры базисной функции: центр и ее форму (рис. 1), т. е. провести оптимизацию структуры нейронного вычислителя. Так как на каждом узле компьютерной сети будет размещен адаптивный маршрутизатор, необходимо иметь возможность быстрой подстройки параметров нейроконтроллера, если происходит изменение топологии сети связи (например, изменилось количество исходящих соединений). Для решения поставленных задач в данной работе был построен параллельный иммунный алгоритм с контролем развития популяции антител на основе аппарата нечеткой логики.

Искусственный иммунный алгоритм оптимизации функционирует на основе принципов иммунитета живых организмов — соматической теории и сетевой гипотезе [3]. Соматическая теория утверждает, что генерация новых антител происходит за счет мутации и рекомбинации отдельных генов хро-

мосом. Сетевая гипотеза основана на возможности контроля развития популяции за счет взаимного распознавания антител и контроля численности. В результате в естественной иммунной системе осуществляется поддержание разнообразия антител и реализуется контроль над их численностью. Построенная на основе данных принципов искусственная иммунная система обладает гибкими способностями для обработки информации.

По аналогии с естественной иммунной системой, молекулы в искусственной иммунной системе могут быть представлены в виде совокупности параметров объектов, выраженных в векторной форме [8]. Математически обобщенная форма любой молекулы в пространстве может быть представлена как строка свойств длины L , которая может состоять из атрибутов любого типа, таких как вещественные числа, целые числа, биты или символы. Тип атрибутов обычно зависит от предметной области задачи, которую решает искусственная иммунная система.

Рассмотрим молекулу антитела, представленную набором параметров радиаль-

но-базисной нейронной сети и антигена, представленного самой сетью РБФ. С точки зрения задачи распознавания, связь между антителами или между антителом и антигеном вычисляется как мера расстояния или мера аффинности между соответствующими строками свойств. Аффинность антитела — это скалярная величина оценки, показывающая близость результата к оптимальному значению. В качестве аффинности в данной задаче используется значение среднеквадратичной ошибки обучения сети РБФ, чем она меньше, тем лучше антитело. Таким образом, антиген можно рассматривать как задачу, которую необходимо решить, а антитело — как решение задачи. В качестве популяции антигенов выступает область всех возможных параметров РБФ. Каждое антитело кодирует количество входов нейроконтроллера (данный параметр в основном зависит от задачи, которую необходимо решить, но в связи с тем, что необходимо оптимизировать работу сети для решения задачи маршрутизации, в процессе оптимизации параметров необходимо учесть и размерность входного простран-

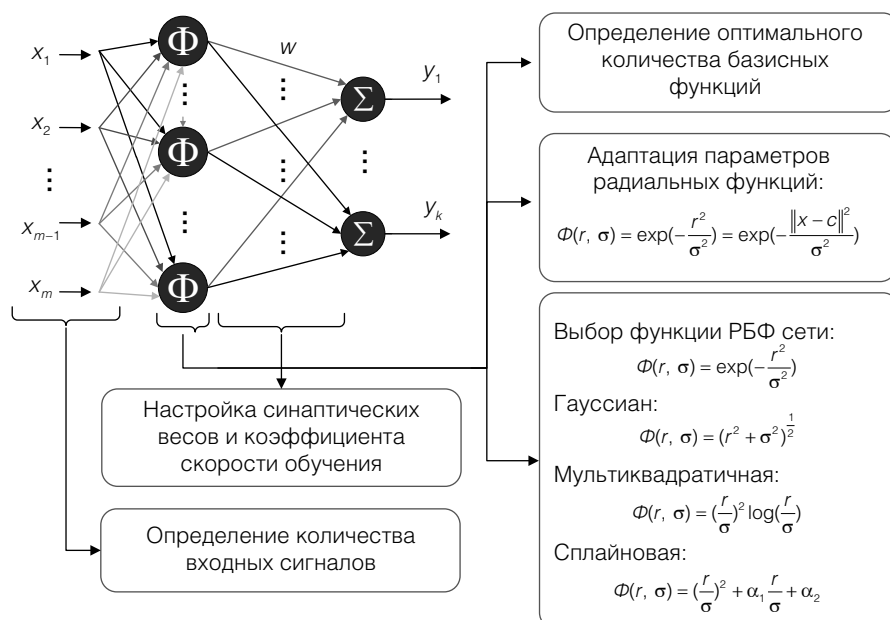


Рис. 1. Структурный граф нейронной сети РБФ и компоненты для настройки

ва), количество базисных функций, их параметры и коэффициент скорости обучения. Структура искусственного антитела показана на рис. 2. Под кодирование количества базисных функций отводится 20 бит информации, этот параметр определяет количество радиально-базисных нейронов в скрытом слое сети РБФ. Под параметрами радиально-базисных функций подразумеваются центры узлов и параметры ширины функций скрытого слоя. Выбор типа радиально-базисной функции осуществляется с помощью третьего параметра, под кодирование которого отводится 4 бита. Кроме наиболее популярного гауссиана:

$$\varphi(x) = \Phi(\|x - c\|, \sigma) = \Phi(r, \sigma) = \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma^2}\right), \quad (1)$$

в радиально-базисных сетях используются и другие типы функций [9]:

- мультиквадратичная:

$$\Phi(r, \sigma) = (r^2 + \sigma^2)^{\frac{1}{2}},$$

- обратная мультиквадратичная:

$$\Phi(r, \sigma) = (r^2 + \sigma^2)^{-\frac{1}{2}},$$

где r — расстояние между входным вектором и центром радиально-базисной функции, σ — параметр ширины, Φ — радиально-базисная функция, c — собственный центр радиально-базисной функции, α_1, α_2 — параметры задачи.

В результате антитело имеет разрядность 104 бита и в нем закодирована вся структура нейроконтроллера. В нейроконтроллер последовательно подставляются параметры, закодированные в каждом из антител популяции. Вычисляется ошибка обучения на фиксированном множестве примеров для каждого антитела. Чем меньше ошибка обучения, т. е. чем меньше аффинность, тем лучше сформирован нейроконтроллер.

Основа видоизменения решений в иммунном алгоритме представляет собой использование операторов мутации для антител [3]. Данные типы перестроек играют важную роль в естественном иммунитете, так как они позволяют получать новые антитела. Использование классических операторов мутаций является не всегда эффективным, потому что низкий процент изменения антитела может не повлиять на решение.



Рис. 2. Структура искусственного антитела для оптимизации параметров РБФ сети

Поэтому в поставленной задаче предлагается использовать два этапа мутации антител. Первый этап предполагает радикальное изменение структуры антитела. Все антитела, присутствующие в системе, упаковываются в трехмерный параллелепипед, как показано на рис. 3. Так как разрядность антитела равна 104 битам, то длина одной стороны фигуры формируется из 104 бит, и далее из антител формируется горизонтальный срез. Количество антител в срезе зависит от размера популяции, в срезе данной задачи было упаковано по 40 антител. Таких срезов — 25. Получили структуру, которая в упакованном виде содержит 1000 антител. Для возможности выполнения операторов мутации параллелепипед разбивается на кубики, каждый из которых имеет размерность $5 \times 5 \times 5$. Таким образом, получаем 832 кубические структуры, в которых содержится информация из всей популяции антител. Операция мутации заключается в выборе в горизонтальном или вертикальном срезе одного кубика и его перемещение на место другого кубика из того же среза, что приведет к изменению множества антител. Данный тип мутации является наиболее радикальным и может изменить до 50% структуры антитела (гипермутация), поэтому необходимо ввести вероятности выбора кубиков. Так как антитела упакованы по горизонтали, то возможна перестановка кубов внутри одного антитела, что приведет к значительному изменению всей структуры антитела. Вероятность этой перестановки должна быть достаточно мала и определяться по закону распределения Пуассона (закон редких событий) [10]. Перестановки

в вертикальном срезе подчиняются экспоненциальному закону.

Второй этап мутации антител предназначен для изменения информации непосредственно в кубической структуре, для чего используются точечные иммунные операторы. Выбирается один из кубиков и к битам, которые он содержит, применяют одно- и двухточечную мутацию и одноточечную инверсию [5]. Для перехода в другие области поискового пространства используется *cataclysmic mutation*, при применении которой изменяется до 40% битов кубика. В нечетком иммунном алгоритме предлагается использовать адаптивный подход, который позволяет динамически изменять параметры мутации популяции антител. Для этого необходимо вычислить среднюю функцию аффинности Aff_{mean} для всех антител популяции. Определяются Aff_{max} и Aff_{min} в популяции. После необходимо учесть и внутреннюю структуру антител — чем она разнообразней, тем меньше преобразований надо произвести над популяцией антител. Для этого вычисляется максимальное Манхэттенское расстояние (2) $Dist_{max}$ в данной популяции антител.

$$Dist(x_i, x_j) = \sum_{k=1}^m |x_k^i - x_k^j|, \quad (2)$$

где x_i, x_j — сравниваемые антитела, m — количество закодированных параметров. Фрагмент нечетких правил для управления оператором мутации представлен в табл. 1.

В таблице 1 S — Small (малая величина), M—Mean (средняя величина), L—Large (Большая величина), T — Transposition (Пе-

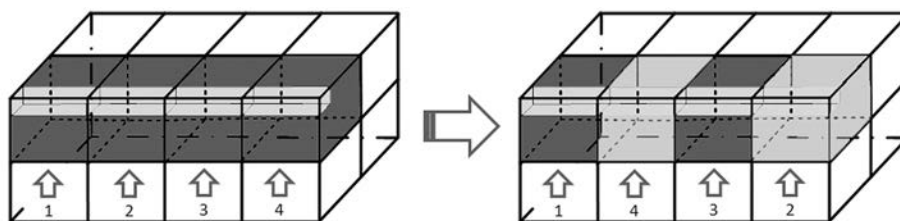


Рис. 3. Упаковка антител в операторе мутации и обмен кубиками 2 и 4

Таблица 1

Нечеткие правила для управления оператором мутации

| Aff_{mean} | $(Aff_{max} - Aff_{min}) \& Dist_{max}$ | | | | | | | |
|--------------|---|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | | $S\&M$ | $S\&L$ | $M\&S$ | $M\&M$ | $M\&L$ | $L\&S$ | $L\&M$ |
| | S | MTH | STH | STH | MTH | MTH | LTH | MTH |
| | | LTV | MTV | STV | LTV | MTV | MTV | MTV |
| | | LPM | LPM | LPM | LPM | LPM | LPM | MPM |
| | M | MTH | STH | STH | MTH | MTH | STH | STH |
| | | MTV | MTV | STV | MTV | MTV | MTV | MTV |
| | | LPM | MPM | MPM | LPM | MPM | LPM | LPM |
| | L | MTH | STH | STH | STH | STH | STH | STH |
| | | MTV | MTV | STV | MTV | MTV | LTV | STV |
| MPM | | LPM | LPM | LPM | MPM | LPM | LPM | |

рестановка), H — Horizontal (горизонталь), V—Vertical (Вертикаль), P — Point Mutation (точечная мутация в кубике). Из представленной таблицы можно извлечь, например, следующее правило: если $(Aff_{max} - Aff_{min})$ — малая величина (S) и $Dist_{max}$ средняя величина (M), при этом Aff_{mean} — малая величина (S), то получим вывод: вероятность перемещения в одной из горизонтальных граней — средняя величина (MTH), вероятность перемещения по вертикальной грани — большая величина (LTV), вероятность точечной мутации — большая величина (LPM). Далее по правилам нечеткой логики, зная вид функции принадлежности (рис. 4) выходных нечетких переменных и используя алгоритм дефазсификации по методу среднего центра, извлекаем числовые значения вероятностей данных типов мутации.

В искусственном иммунном алгоритме особое место занимает клонирование антител [3], которое в данной работе выполнялось обратно пропорционально аффинности: меньше аффинность — больше клонов. Определенное количество антител подвергается копированию, а остальные уничтожаются, так как они не проходят проверку по значению аффинности. Клонирование позволяет провести поиск во многих направлениях, основываясь на полученных лучших решениях, что приводит к получению оптимального

решения за меньшее число итераций работы алгоритма.

Иммунным алгоритмам свойственен внутренний параллелизм и возможность получения нескольких альтернативных решений. Поэтому одним из способов распараллеливания иммунного алгоритма является одновременное развитие нескольких популяций, взаимодействие между которыми осуществляется с помощью механизма миграций [11]. Событие, по которому популяции начинают взаимодействовать между собой и обмениваться решениями, наступает, когда сумма отклонений функции аффинности Aff_{max} в текущем поколении антител и Aff_{max} за последние k поколений не превосходит некоторого числа q , т.е. развитие популяции не приводит к появлению лучших решений, и наступает период взаимодействия. Во время обмена антителами происходит ранжирование всех антител по функции аффинности (по возрастанию). Из каждой популяции удаляется процент худших антител, и они заменяются антителами из другой популяции.

При обмене антителами из популяций удаляется часть антител, также это происходит и после применения оператора мутации, так как для получения правильного куба из антител необходимо выполнять их клонирование для получения нужного количества

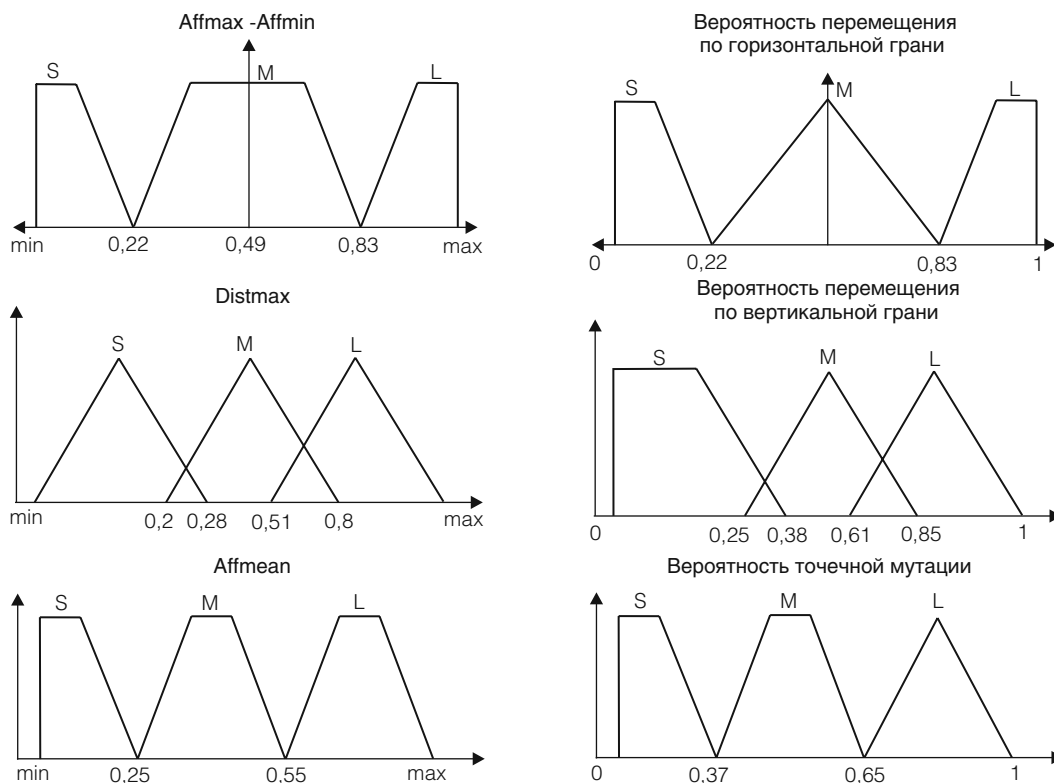


Рис. 4. Функции принадлежности нечетких множеств, используемых в базе правил, приведенных в табл. 1

ва. Простое удаление худших антител может привести к потере определенной части информации, что приводит к неэффективному функционированию алгоритма обучения и увеличению времени на поиск оптимального решения. Для того чтобы сохранить информацию, накопленную в антителах, был использован адаптивный метод кластеризации по структуре, основанный на применении нечеткой нейронной сети ART — 1 [1]. Сеть обучается без учителя и реализует простой алгоритм кластеризации, в соответствии с которым первое антитело считается образцом первого кластера. Следующее антитело сравнивается с образцом первого кластера. Антитело принадлежит первому кластеру, если расстояние до образца первого кластера меньше порога. В противном случае второе антитело — образец второго кластера. Этот процесс повторяется для всех следующих антител. После того как вся

популяция антител будет разбита на кластеры, вычисляется средняя аффинность каждого кластера. Антитела сначала удаляются из худшего кластера и далее из всех кластеров по порядку в порядке аффинности. Это позволяет сохранить разнообразную структуру антител.

В рассматриваемом алгоритме методы нечеткой логики используются для управления параметром сходства сети ART — 1, и нечеткость вводится на уровне задания приращений параметра сходства, в зависимости от ситуации, возникающей при кластеризации [12]. Регулирование параметра сходства необходимо для поддержки необходимого числа кластеров в популяции, на которые ART — 1 разобьет исходную популяцию антител. Поддержание постоянного количества кластеров необходимо для функционирования механизма генерации антител, который будет рассмотрен ниже.

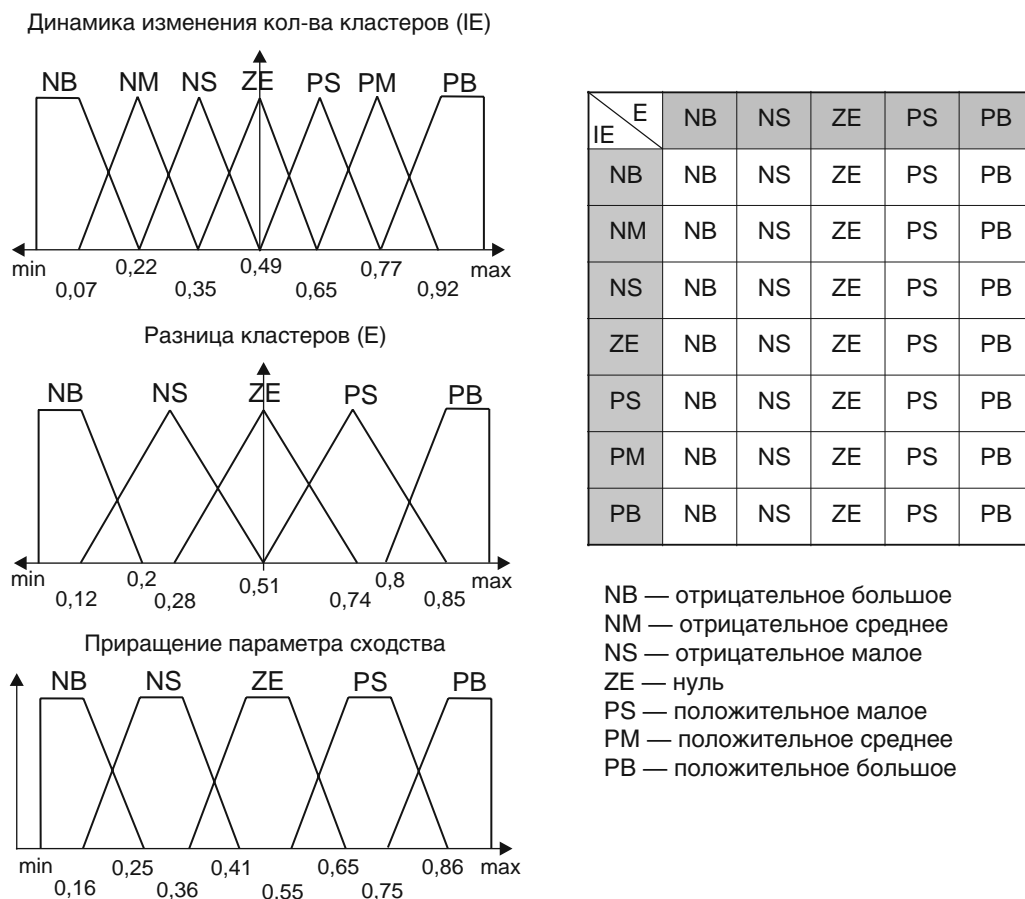


Рис. 5. Функции принадлежности и база правил для нечеткой модели, производящей настройку ART — 1

Таким образом, в алгоритме обучения нечеткой сети ART — 1 после проведения кластеризации необходимо определить величину изменения параметра сходства, который позволит получить оптимальное количество кластеров. Процедуру определения изменения параметра сходства и построение правил нечеткой логики осуществляют в соответствии с нечеткой моделью [13], приведенной на рис. 5.

Алгоритм работы данной модели следующий:

1. Проведем разбиение популяции антител на кластеры с помощью нейронной сети ART — 1.

2. Пусть число кластеров, которое нам необходимо, равно N_a , а количество полученных кластеров N_r .

3. Если N_a не равно N_r , то требуется подстройка параметра сходства для нейронной сети ART — 1 с помощью нечеткой модели. В случае $N_a < N_r$ параметр сходства необходимо уменьшить, в противном случае увеличить.

4. Для применения нечеткой модели сначала вычисляют $E = N_a - N_r$, а затем IE — величину изменения E .

5. Алгоритм продолжает работу, пока не будет настроен параметр сходства для получения необходимого количества кластеров.

На основе рассмотренных методов алгоритм обучения нейроконтроллера можно представить следующим образом:

1. Задать обучающую и тестовую выборку РБФ-сети. Обучающая выборка мо-

жет быть получена на основе экспертных оценок.

2. Задать функцию аффинности в виде:

$$Aff = \sum_{i=1}^p \left[\sum_{k=1}^m w_k f(\|x - c_k\|) - d_i \right]^2, \quad (3)$$

где p — число примеров в обучающей выборке, d_i — желаемая величина выхода, c_k — множество центров радиально-базисных функций, w_k — веса, f — функция Гаусса, m — количество нейронов в скрытом слое сети РБФ.

3. Сгенерировать антитела в соответствии с топологией нейроконтроллера.

4. На основе имеющейся популяции антител РБФ-сети получают структуру, близкую к оптимальной на основе выполнения операций рекомбинации, отбора и гипермутирования антител. Качество получаемых решений оценивают по значению аффинности, которое служит мерой приспособленности вариантов решения.

5. Затем последовательность, закодированную в антителе, декодируют (рис. 2), и полученная структура сети РБФ подвергается

настройке с помощью градиентного алгоритма оптимизации (рассмотрен ниже).

Для генерации антител в настоящей работе был использован параллельный генетический алгоритм *CHC* (*Cross-population selection, Heterogeneous recombination and Cataclysmic mutation*) [1, 5]. Данный алгоритм довольно быстро сходится из-за того, что в нем нет мутаций, следующих за оператором кроссинговера, и отбор особей в следующее поколение ведется и между родительскими особями, и между их потомками. Для скрещивания используется разновидность однородного кроссинговера, при котором потомку переходит ровно половина битов каждого родителя.

Основная идея предложенного подхода базируется на элементах соматической теории. Каждое антитело кодируется определенными генами разных хромосом. В пределах популяции гены хромосом соединяются друг с другом случайным образом, и получается антитело, которое несет в себе решение задачи (рис. 6). В результате решение получается путем случайной рекомбинации отдельных генов, и отсут-

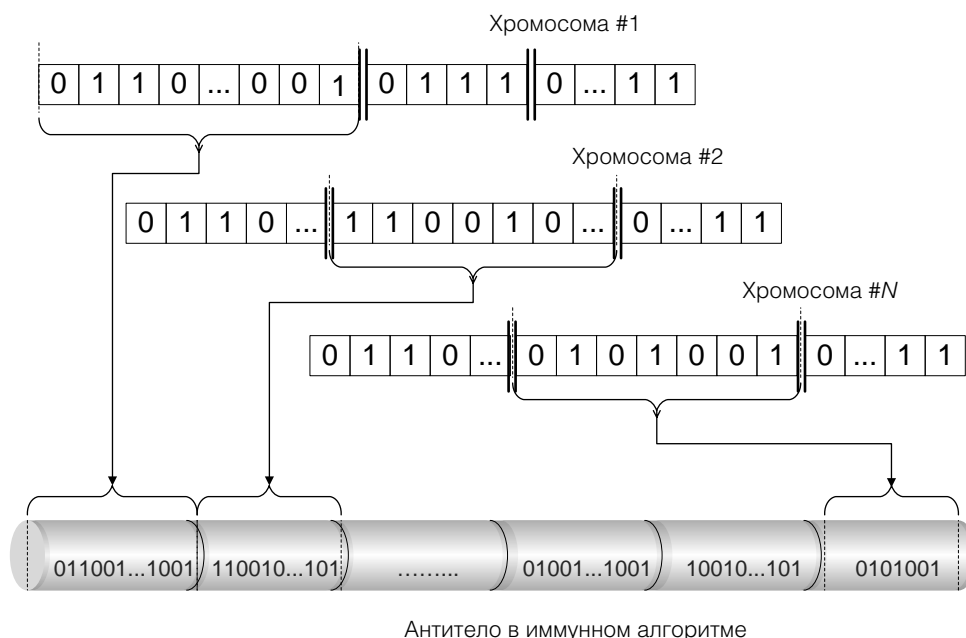


Рис. 6. Синтез антитела для решения задачи

ствуется необходимость поддерживать большой размер популяции исходного набора хромосом.

Для более эффективного поиска оптимального решения и быстрой сходимости алгоритма необходимо обеспечить обратную связь между генетическим и иммунологическим алгоритмами. Для этого те кластеры, на которые нечеткая ART — 1 разделяет популяцию антител, разбиваются на две составляющие с помощью метода опорных векторов [2]. В связи с тем, что гарантировать линейную разделимость антител в кластере в общем случае не представляется возможным, используется метод опорных векторов с мягким зазором. В результате разделение кластера становится не очень жестким. После получения двух наборов антител из одного кластера, половина каждого набора остается в иммунном алгоритме, а две другие половины антител добавляются к генетическому материалу алгоритма *СНС* для использования их информации при генерации новых антител.

В результате работы алгоритма обучения будет получено антитело, в котором закодирована оптимальная структура РБФ-сети. Веса от скрытого до выходного слоя настраиваются с использованием градиент-

ного алгоритма, минимизирующего функционал ошибки:

$$E = \sum_{i=1}^p \left[\sum_{k=1}^m w_k \cdot f(\|x - c_k\|) - d_i \right]^2, \quad (4)$$

где p — число обучающих выборок, $d = (d_1, d_2, \dots, d_p)$ — вектор ожидаемых значений. Градиентный алгоритм обучения применяется для настройки весов, а также центров и ширин радиально-базисных функций:

$$\begin{aligned} w_k^t &= w_k^{t-1} - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_k^{t-1}}, \quad c_k^t = \\ &= c_k^{t-1} - \beta \cdot \frac{\partial E}{\partial c_k^{t-1}}, \quad \sigma_k^t = \sigma_k^{t-1} - \alpha \cdot \frac{\partial E}{\partial \sigma_k^{t-1}}, \end{aligned} \quad (5)$$

где η , α , β — коэффициенты обучения, w , c , σ — настраиваемые веса, центры и параметры ширины радиально-базисных функций. Сравнение эффективности работы приведенного выше модифицированного иммунного алгоритма и стандартного градиентного алгоритма настройки РБФ-сети приведено на рис. 7.

Алгоритм защиты маршрутизатора

В данной работе применяются алгоритмы, для нормальной работы которых не-

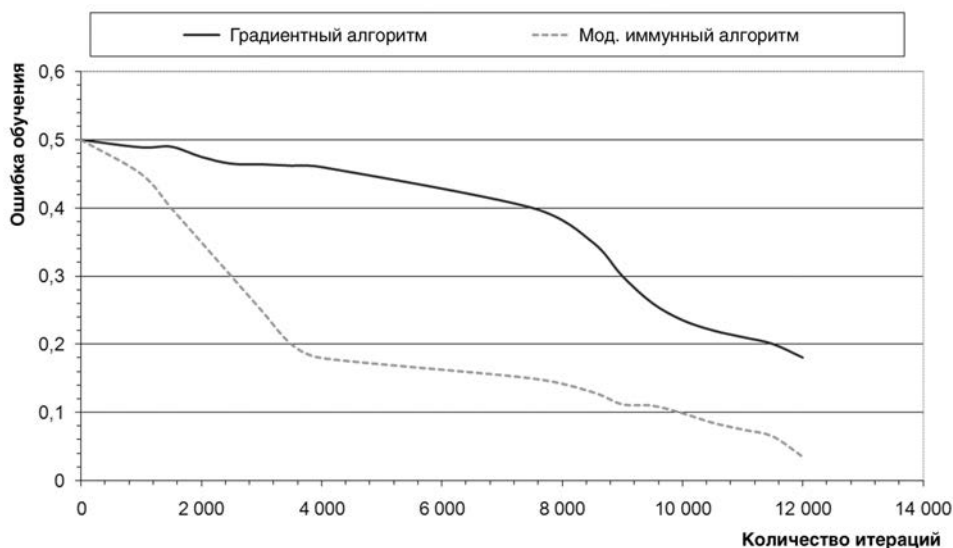


Рис. 7. Сравнение результатов работы алгоритмов

обходимо постоянно формировать последовательности псевдослучайных чисел: в алгоритмах оптимизации, базирующихся на применении методов эволюционного моделирования, таких как иммунный алгоритм оптимизации, необходимо выбирать точки мутации для получения нового решения, в градиентном алгоритме, применяемом для настройки нейронной сети РБФ [5], требуется выбирать начальные состояния весовых коэффициентов, порогов, параметры функции активации [2]. Нейросетевой маршрутизатор, используемый в настоящей работе, содержит множество параметров, состояния которых перед началом работы системы желательно определять случайным образом. Это необходимо для обеспечения безопасности самой системы, так как желательно, чтобы в произвольные моменты времени система находилась в случайном состоянии, которое трудно спрогнозировать. Такие методы генерации псевдослучайных чисел, как линейные конгруэнтные генераторы, сдвиговые регистры с линейной обратной связью, аддитивный генератор чисел имеют линейную алгебраическую структуру, что позволяет раскрыть механизм генерации чисел [8, 14]. Становится возможным получить порождающий полином и его начальные состояния, который генерирует числа данной последовательности, на основе информации, получаемой при наблюдении генерируемых чисел. В результате становится возможным провести анализ возможных состояний маршрутизатора и путем измене-

ния его отдельных компонентов (в настоящей работе — параметров сети РБФ: весовые коэффициенты выходного слоя, элементы радиально-базисных функций). Для исключения проблемы линейности необходимо использовать нелинейные методы генерации случайных чисел с надежным источником энтропии.

Информационная энтропия — мера хаотичности информации [8]. Источники энтропии используются для накопления энтропии и получения из нее начального значения, которое будет использовано генератором случайных чисел для формирования случайных последовательностей. Создание надежного источника энтропии позволит генератору производить последовательность, близкую к случайной, так как устраняется недостаток генератора псевдослучайных чисел, использующего один раз для процесса инициализации случайную величину. В случае использования для генератора качественных случайных величин выдаваемые им последовательности будут приближаться к случайным. Источники энтропии зависят от реализации. При накоплении необходимого количества энтропии его можно использовать для создания начального значения. В основе физического источника энтропии могут лежать различные процессы: тепловой шум (или шум Джонсона), источник радиоактивного распада, генератор свободных колебаний [15].

В настоящей работе была разработана электрическая схема, выступающая в каче-

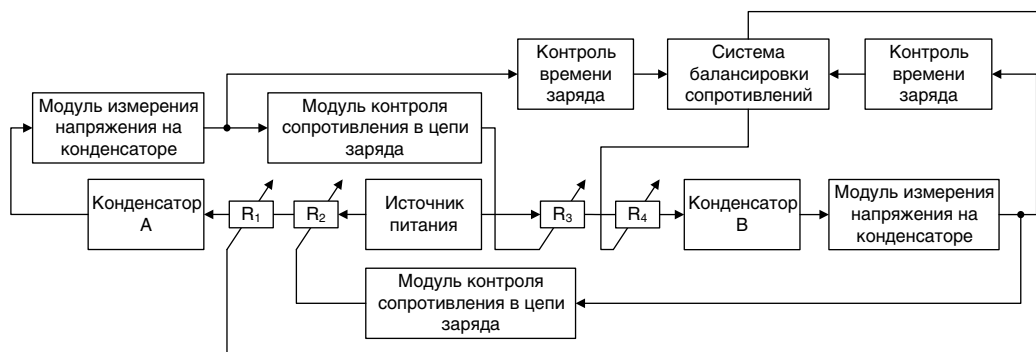


Рис. 8. Структурная схема источника энтропии

стве источника энтропии, который основан на создании гонок в процессе перезаряда двух емкостей (рис. 8). Основу данного источника составили две системы: первая система (два модуля контроля сопротивления в цепи заряда) уменьшала сопротивление в цепи заряда первой емкости при увеличении заряда второй емкости, что приводило к увеличению скорости заряда первой емкости. И наоборот: производилось уменьшение сопротивления в цепи заряда второй емкости при увеличении заряда первой емкости, что приводило к увеличению скорости заряда второй емкости. Таким образом, возникает «соревнование» между емкостями в процессе заряда. Вторая система (система балансировки сопротивлений) выполняла функцию компенсации сопротивления в цепи заряда каждой емкости, с целью свести разницу во времени заряда двух емкостей до максимального напряжения к минимуму. В результате этих попыток двух систем создать баланс во всей системе перезаряда емкостей возникает стохастический процесс, который может быть положен в основу работы источника энтропии.

Рассмотрим назначение отдельных блоков:

1. Модуль контроля сопротивления в цепи заряда. Данный модуль производит изменение сопротивления в цепи заряда в зависимости от напряжения на противоположном конденсаторе. В качестве основного элемента здесь может быть использован полевой транзистор с изолированным затвором и *N*-каналом (2N6660), вывод затвора которого подключен к положительному выводу электролитического конденсатора большой емкости (2200 мкФ). Сток транзистора подключен к катоду светодиода оптопары (4N35). В результате заряда конденсатора напряжение между истоком транзистора и затвором будет расти, что приводит к росту напряжения на фотодиоде и постепенному открыванию фототранзистора оптопары. Фототранзистор включен параллельно с базовым сопротивлением (50 кОм) в цепь заряда противоположного конденса-

тора. В результате при повышении напряжения на конденсаторе А происходит уменьшение сопротивления в цепи заряда конденсатора В и наоборот. В результате создаются «гонки» между емкостями.

2. Система балансировки сопротивлений. Если назначение предыдущего блока — создание неопределенности в процессе заряда конденсаторов, то этот блок предназначен для выравнивания сопротивлений в цепях заряда конденсаторов с целью минимизировать значение разницы времени заряда двух емкостей. Основу данного блока составляет схема подсчета интервала времени, необходимого для заряда конденсатора до некоего уровня напряжения, который определяется уровнем напряжения, при котором происходит переключение триггера Шмитта (SN74HC14). Система фиксирует моменты времени переключения, и получаем время заряда каждого конденсатора. Для отсчета моментов времени необходимо использовать осциллятор со стабильной частотой колебаний. В данной работе был применен кварцевый генератор (ECS-300CX-184), колебания которого отсчитывались двумя 14-разрядными счетчиками (CD4020B). При частоте колебаний 1,152 МГц счетчики могут производить отсчет до полного обнуления в течение 233 сек. После вычисления разности интервалов времени производится увеличение сопротивления в цепи опережающего конденсатора пропорционально разности интервалов заряда с помощью потенциометра (AD5160BRJZ100-R2).

На рисунке 9 представлен процесс заряда — разряда двух конденсаторов. Сплошной линией обозначено изменение напряжения на первой емкости, пунктирной — на второй. «Гонки» во время заряда и система, стремящаяся минимизировать разницу во времени заряда каждой емкости до максимального напряжения, приводят к процессу, показанному на рисунке. На интервале от 0 до 11 сек. быстрее зарядилась вторая емкость, считаем, что источник энтропии произвел логическую единицу, на интерва-

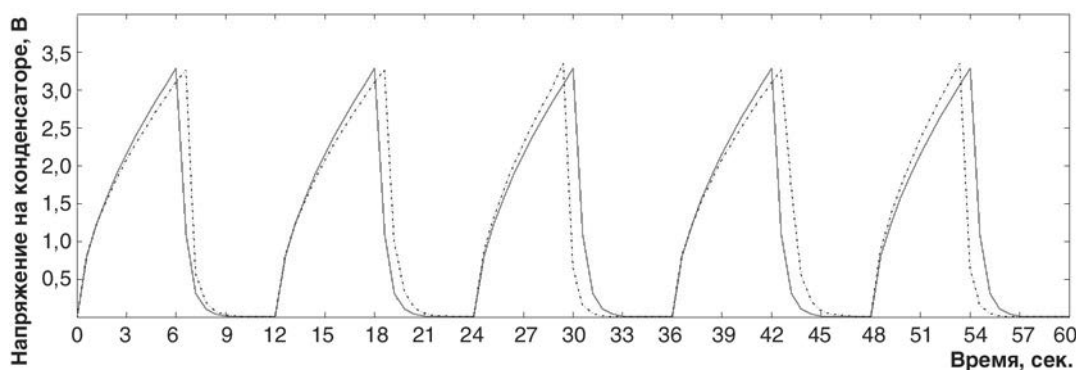


Рис. 9. Осциллограмма заряда конденсаторов

Ю. Н. Лавренко, Л. Г. Комарцова

ле от 12 до 23 сек. снова быстрее зарядилась вторая емкость — логическая единица, от 24 до 35 сек. первая емкость зарядилась быстрее второй — логический ноль и т. д. В результате функционирования источника энтропии в течение длительного времени становится возможным произвести накопление энтропии. Далее из полученной бинарной последовательности можно сформировать вектора необходимой размерности для использования их в алгоритмах настройки и управления.

Приведенная схема позволяет сформировать вектора, необходимые для настройки генератора случайных чисел (ГСЧ). В данной работе в качестве такого генератора была использована структура, состоящая из 24 нейронных сетей Хопфилда [1], функционирующих в нестандартном режиме (такое количество нейронных сетей обеспечивает успешное прохождение тестов полученной последовательности на случайность). В качестве основного элемента ГСЧ применяется нейронная сеть Хопфилда, содержащая 9 нейронных элементов. Схема организации нейросетевого ГСЧ приведена на рис. 10.

Данный нейросетевой модуль состоит из следующих подсистем:

1. Блок управления и выбора НС, осуществляет управление всеми структурами путем передачи команд по шине команд (ШК). Одна из основных функций — определение очередности активации нейронных сетей и нейронных элементов в каждой сети при асинхронном извлечении информации.

2. Источник информационной энтропии (ИИЭ). Колебательный процесс в данной структуре является источником случайных битовых последовательностей, которые применяются в блоке генерации начальных векторов для определения начального состояния функционирования всего нейросетевого ГСЧ. На основе получаемой последовательности определяется очередность активации сетей Хопфилда и нейронов в их внутренней структуре.

3. Система предобработки информации от НС (СПИ НС). Выполняет обработку данных, полученных от сетей Хопфилда. Осуществляя логическое преобразование над входными битовыми последовательностями, уничтожает зависимости в случайных числах, получаемых от нейросетевого ГСЧ, что не позволит злоумышленнику вскрыть алгоритм генерации данных чисел.

4. Блок сдвигового регистра. Формирует выходное значение нейросетевого ГСЧ.

5. Блоки СКПО (Система Коммутации и Предобработки Данных). Выполняет подключение нейронной сети, определенной блоком управления и выбора НС, к внешней шине данных (Внеш. ШД), для передачи ее начального входного вектора. Алгоритм предобработки заключается в выполнении побитовой логической операции «исключающее ИЛИ» над битами входного вектора и вектором, полученным от ИИЭ.

6. Блок СКОВ (Система Коммутации и Организации Вывода). Выполняет подключение нейронной сети, определенной

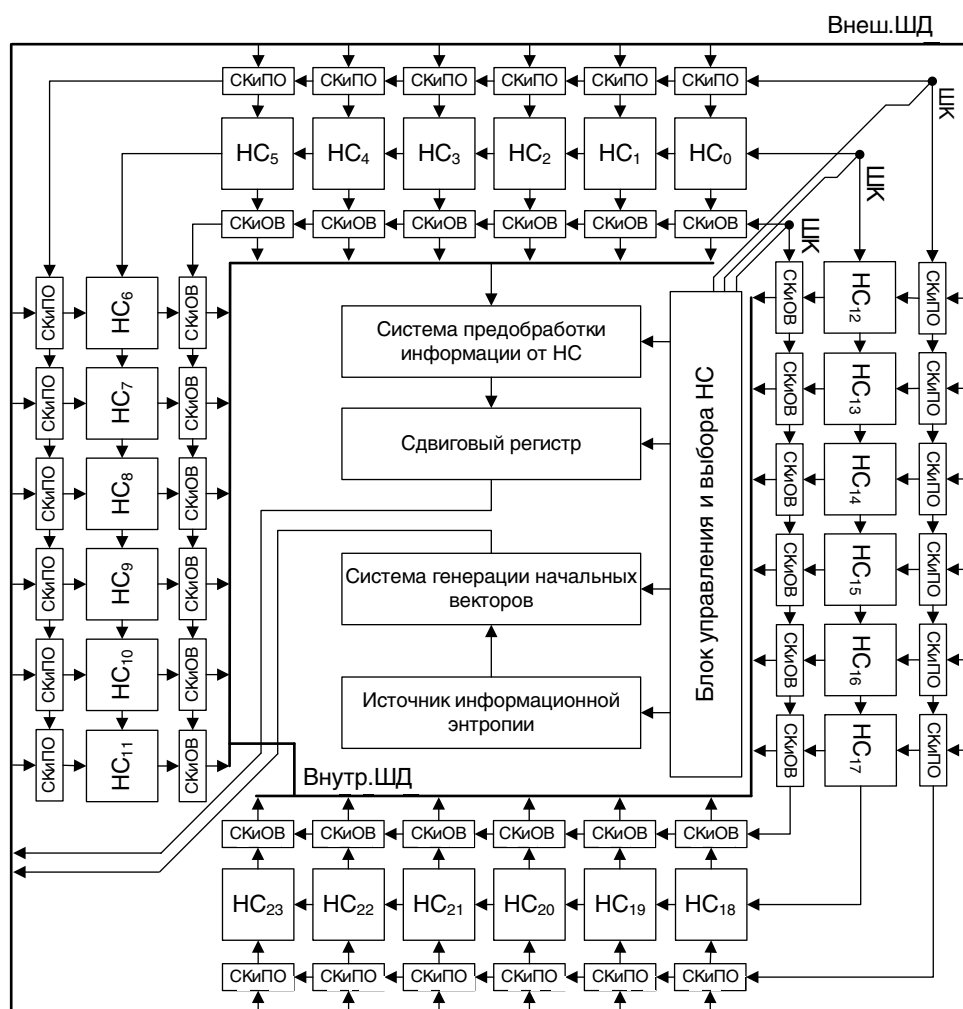


Рис. 10. Нейросетевого генератор случайных чисел

блоком управления и выбора НС, к внутренней шине данных (Внутр. ШД).

Алгоритм работы нейросетевого ГСЧ можно представить следующим образом:

1. На основе схемы генерации начальных векторов производится по 25 векторов для каждой нейронной сети. На основе этих 9-битовых векторов производится обучение нейронных сетей.

2. Блок управления и выбора НС (БУиВНС) дает команду ИИЭ на генерацию последовательности из 5 бит. Если после перевода в десятичную систему получено значение больше 24, то попытка повторяется до получения числа от 1 до 24. Это и будет

номер первой активизированной сети Хопфилда.

3. При первом запуске ГСЧ необходимо сгенерировать вектор начального состояния, подаваемый на нейронную сеть. Так как НС Хопфилда содержат по 9 нейронных элементов, БУиВНС отдает команду ИИЭ сгенерировать 9 бит информации.

4. Производится подключение выбранной НС к внутренней и внешней шине данных с помощью блоков СКиПО и СКиОВ.

5. Перед подачей вектора начального состояния на вход сети выполняется побитовая логическая операция «исключающе-го ИЛИ» над значением вектора начального

состояния и 9-мерным вектором, полученным от ИИЭ.

6. Выполняется подача вектора начального состояния на вход выбранной НС Хопфилда. Производится процесс активации нейронных элементов в порядке, определяемом случайными значениями, получаемыми от источника энтропии.

7. Полученный вектор от НС подается на СПИ НС, и формируется один бит выходной информации.

8. Подача входного вектора осуществляется девять раз для получения 9-битного выходного значения. В качестве вектора начального состояния используется вектор, полученный от системы генерации начальных векторов, но в логической операции «исключающее ИЛИ» производится генерация нового 9-битного значения второго аргумента, получаемого от ИИЭ.

9. В результате в сдвиговом регистре за 9 тактов работы формируется одно из значений случайной последовательности.

10. Получение следующего числа случайной последовательности производится аналогично, начиная со второго шага. Но вместо начального вектора, полученного от системы генерации начальных векторов, используется предыдущее значение уже полученной случайной последовательности.

11. Алгоритм продолжает работу до получения последовательности из 3000 чисел, после чего переход к шагу 1.

Далее рассмотрим подробное описание процесса функционирования для каждого блока.

Для того чтобы сеть Хопфилда могла функционировать как ГСЧ, был изменен алгоритм ее обучения, причем структура сети остается стандартной. Алгоритм ее функционирования состоит из двух фаз: фазы сохранения и извлечения. Рассмотрим модификацию каждой фазы.

Фаза сохранения. Если в памяти сети Хопфилда необходимо сохранить определенный набор векторов (ячеек фундаментальной памяти), то для настройки весовых

коэффициентов необходимо применить правило Хебба [2]:

$$w_{ij} = \sum_{k=1}^K x_i^k x_j^k, \quad (6)$$

где w_{ij} — синаптический вес, направленный от нейрона i к нейрону j , K — количество запоминаемых образов, x_i^k — i -й элемент фундаментальной памяти x^k . Также для нормальной работы сети Хопфилда поддерживается условие $w_{ii} = 0$ для всех значений i . При таком процессе обучения нейронная сеть может запомнить $0,14 \cdot N$ различных образов, где N — размер сети. Если архитектура НС Хопфилда содержит 9 нейронов, то количество максимально возможных образов, которые может запомнить сеть будет равно одному. В данной работе НС Хопфилда предлагалось запомнить 25 N -мерных векторов, полученных от источника энтропии. В результате недостаток сети Хопфилда, заключающийся в небольшом объеме памяти и появлении ложных состояний (устойчивых состояний, отличных от ячеек фундаментальной памяти), можно использовать для генерации случайных чисел. Но для этого необходимо «переобучить» сеть на множестве примеров, которые она не в состоянии сохранить.

Фаза извлечения. Этот этап направлен непосредственно на формирование случайного бинарного вектора. Во время данной фазы N -мерный вектор $Q_{\text{проб}}$ подается на сеть Хопфилда в качестве начального состояния. Процесс его формирования зависит от этапа функционирования всей системы и определяется следующей зависимостью:

$$Q_{\text{проб}} = \begin{cases} Q_{\text{энтроп}}, & \text{если } t = 0 \\ Q_d^{t-1}, & \text{если } t > 0 \end{cases}, \quad (7)$$

где $Q_{\text{энтроп}}$ — вектор, полученный на первом такте работы системы, генерируется источником энтропии, t — такт функционирования системы, Q_d^{t-1} — вектор значений, полученных на предыдущем этапе работы системы от активизированной сети Хопфилда

с номером $d = 1 \dots H$, где H — максимальное количество задействованных сетей в ГСЧ. После этого для извлечения вектора, сгенерированного сетью, задействуется динамическое правило, в котором все нейроны сети активируются в некоем порядке, определяемом системой генерации начальных векторов. Полученное от данного блока значение случайной величины определяет следующий нейрон для активации. Такая асинхронная процедура коррекции, для экономии времени, может продолжаться до тех пор, пока не будет произведено обновление состояния каждого нейрона. Значения выходов нейронов, зависящие от матрицы весов и состояний других нейронов, вычисляются по формуле [11]:

$$Q_i(t+1) = f\left(\sum_{j=0}^{N-1} T_{ij} Q_j(t)\right), \quad f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases} \quad (8)$$

где T — матрица весовых коэффициентов, $Q_i(t)$ — состояние i -го нейрона в момент времени t .

Также можно производить асинхронное извлечение информации до тех пор, пока сеть не сойдется к аттрактору, и изменения не перестанут происходить.

После выполнения асинхронного извлечения информации будет получен N -мерный вектор, произведенный сетью. Для формирования случайного числа данная процедура выполняется N раз (размерность числа составляет N бит), за каждый этап происхо-

дит формирование одного бита информации из N -мерного вектора, произведенного сетью. Указанная операция выполняется с помощью СПИ НС, реализующей некоторую логическую операцию над компонентами полученного бинарного вектора. Цель данного преобразования состоит в уничтожении зависимости, с помощью которой получаются случайные числа. СПИ НС способствует повышению линейной сложности для выходной последовательности чисел. Рассмотрим внутреннюю архитектуру системы предобработки информации от нейронных сетей Хопфилда, показанную на рис. 11. В настоящей работе для уничтожения зависимости в данных получаемых от НС Хопфилда была применена цепочка операций «исключающее ИЛИ».

В результате функционирования данного нейросетевого ГСЧ получаем последовательность случайных чисел.

Тест для проверки зависимостей между элементами исследуемой последовательности случайных чисел — «тест распределения на плоскости» [14]. На поле размером $(2^R - 1) \cdot (2^R - 1)$ (R — разрядность чисел, $R = 9$) строится множество точек с координатами (x_i, x_{i+1}) , где x_i — элементы исследуемой последовательности, $i = 1, \dots, (N - 1)$, N — длина последовательности ($N = 3000$). Пример полученной зависимости приведен на рис. 12, из которого видно, что точки расположены хаотично и между ними отсутствует зависимость, что может свидетельствовать об успешном прохождении теста.

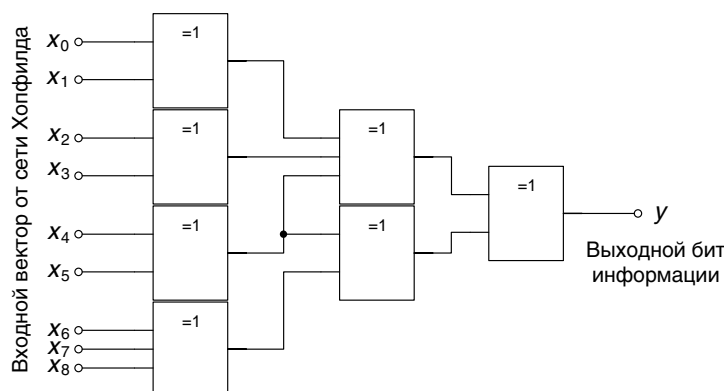


Рис. 11. Логическая схема уничтожения зависимости в данных

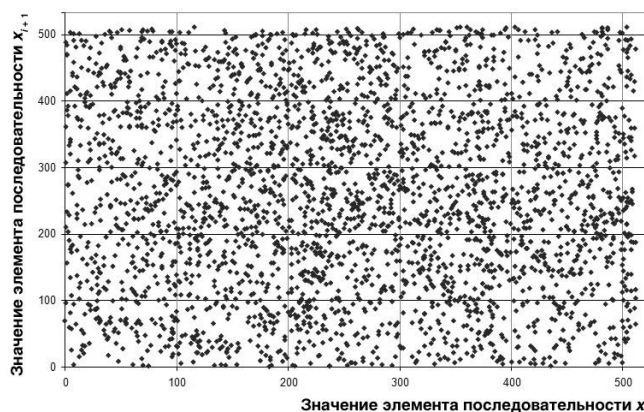


Рис. 12. Результаты теста на наличие зависимости в последовательности

Результат графических тестов интерпретирует пользователь, статистические тесты позволяют выявить величины, по которым можно однозначно судить, пройден ли тест. Статистические тесты применяются для исследования того, являются ли псевдослучайные последовательности чисел достаточно случайными. Одним из основных критериев представляется критерий χ^2 (хи-квадрат). Данный тест — основная методика для оценки последовательности из набора множества методов. Для вычисления критерия χ^2 предположим, что каждое из генерируемых системой чисел может принадлежать к одной из k категорий (так как сеть Хопфилда содержит 9 нейронных элементов, то количество категорий равно $2^9 = 512$). Проведем n независимых наблюдений, что означает независимость исхода текущего наблюдения от остальных. Вычислим значение по формуле:

$$\chi^2 = \sum_{s=1}^k \frac{(Y_s - np_s)^2}{np_s}, \quad (9)$$

где p_s — вероятность того, что результат испытаний попадет в категорию s , Y_s — чис-

ло испытаний, реально попавших в категорию s . Для оценки полученного результата используются таблицы распределения χ^2 (табл. 2). В нижней строке таблицы для степени свободы $v = k - 1 = 511$ указаны расчетные значения χ^2 , при которых критерий удовлетворяется с вероятностью p .

После наблюдения последовательности из 3000 чисел вычисленный критерий составил $\chi^2 = 532,4587$. Таким образом, χ^2 будет больше 532,4587 в 25% случаях, что свидетельствует о приемлемом прохождении данного теста.

Спроектированный алгоритм нейросетевой генерации чисел показал более высокую степень устойчивости к раскрытию своего внутреннего механизма, чем линейный конгруэнтный генератор. При попытке смоделировать последовательность развития состояний с помощью многослойного персептрона (MLP) оценивалась вероятность аппроксимации механизма ГСЧ. MLP имел структуру 1-25-25-1, на вход подавался элемент последовательности, и MLP предсказывал, какой элемент будет сгенерирован следующим. Вероятность правильного пред-

Таблица 2

Распределение с числом степеней свободы, равным 511

| P | 1% | 5% | 25% | 50% | 75% | 95% | 99% |
|----------|---------|---------|--------|---------|---------|---------|---------|
| χ^2 | 439,583 | 459,577 | 489,09 | 510,334 | 532,184 | 564,696 | 588,298 |

сказания для нейросетевого ГСЧ составила 10,47%, в то время как у линейных конгруэнтных генераторов данная величина доходит до 66,07%. Таким образом, данная нейросетевая структура может успешно решать задачу обеспечения безопасности нейросетевого маршрутизатора.

Решение задачи маршрутизации потоков информации

На основе обученного нейроконтроллера строится адаптивный маршрутизатор. В предлагаемом способе маршрутизации предполагается использовать РБФ в каждом узле компьютерной сети. Количество выходов нейроконтроллера соответствует количеству исходящих соединений. Параметры нейронной сети определяются с помощью описанного алгоритма, а веса подстраиваются градиентным алгоритмом обучения. Когда необходимо выбрать путь в передаче данных, информация о пункте назначения и о состоянии компьютерной

сети подается на РБФ, а в выходном слое, построенном по принципу «победитель забирает всё», активируется номер нейрона, который показывает следующий путь в передаче данных. Для того чтобы маршрутизатор мог функционировать, необходимо сформировать информацию о состоянии соединений, исходящих из данного узла. Каждому соединению присваивается определенный вектор параметров, каждый компонент которого характеризует определенную составляющую физического соединения. Одними из важнейших параметров, которые необходимо учитывать при выборе дальнейшего пути маршрутизации информации, является тип канала связи, его пропускная способность и надежность. Для некоторых каналов связи характеристики, используемые при обучении и функционировании сети РБФ, приведены в табл. 3 [7]. Параметры пропускной способности и надежности представляются значениями в интервале от 0 до 1, которые характеризуют тип канала и кабеля связи

Таблица 3

Характеристики качества канала связи

| Анализируемая характеристика | | | | |
|------------------------------|-------------------|---------------------------------|------------------------|---------------------|
| Пропускная способность | | | Надежность | |
| Тип канала | Скорость передачи | Параметр пропускной способности | Тип кабеля | Параметр надежности |
| Ethernet | 10 Мбит/с | 0,8 | Коаксиальный кабель | |
| Fast Ethernet | 100 Мбит/с | 0,9 | «Толстый» коак. кабель | 0,31 |
| Gigabit Ethernet | 1000 Мбит/с | 0,95 | «Тонкий» коак. кабель | 0,22 |
| Канал Т-1 | 1,544 Мбит/с | 0,45 | Телевизионный кабель | 0,15 |
| Канал Т-2 | 6,312 Мбит/с | 0,61 | Витая пара | |
| Канал Т-3 | 44,736 Мбит/с | 0,85 | Экранированная | 0,6 |
| Канал Т-4 | 274 Мбит/с | 0,93 | Неэкранированная | 0,5 |
| Канал 56 Кбит/сек. | 56 Кбит/с | 0,33 | Волоконно-оптический | |
| Канал Е-2 | 8,488 Мбит/с | 0,65 | Многомодовый | 0,8 |
| Канал Е-1 | 2,048 Мбит/с | 0,55 | Одномодовый | 1,0 |

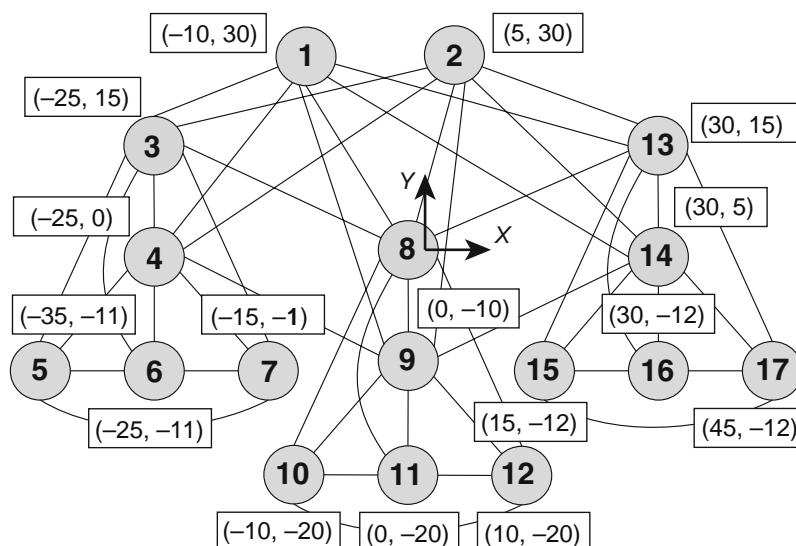


Рис. 13. Формирование данных о координатах узлов

по сравнению с параметрами, выбранными в качестве эталонных и имеющими максимальные значения пропускной способности и надежности.

Для получения состояния исходящих соединений данные вектора, характеризующие все соединения, подаются на карту Кохонена [2, 9]. Для того чтобы не происходила изоляция узлов, все узлы сети должны иметь информацию об исходящих соединениях с узлами, с которыми они имеют связь. Для этого в компьютерной сети будут присутствовать моменты времени по обмену векторами состояния соединений и добавление их к локальным векторам исходящих соединений. Использование карты Кохонена позволяет провести сжатие данных, что уменьшает время функционирования нейроконтроллера. Таким образом, в каждом узле получаем карту о состоянии исходящих соединений.

РБФ необходимо знать, в каком направлении необходимо осуществлять передачу. Для этого один из компьютеров сети берется в качестве начала координат, и координаты остальных рассчитываются относительно него. На рисунке 13 показан пример сети связи, которая состоит из 17 узлов. Узел №8 принят за начало координат. Таким об-

разом, РБФ содержит две группы рецепторов: на первую группу подаются координаты узла назначения в двоичном коде, на вторую — сигналы с карт Кохонена.

Проверка эффективности обученного нейроконтроллера была исследована на модели компьютерной сети (рис. 13). В качестве параметров сетевых соединений рассматривались пропускная способность и качество каналов связи [7]. Как альтернатива использования нейроконтроллера был рассмотрен алгоритм маршрутизации Флойда [16] в совокупности с алгоритмом нахождения максимального потока в сети, основанным на теореме Форда — Фалкерсона. Цель сравнения двух алгоритмов — получение зависимости задержки по времени прохождения пакетов между узлами сети от количества изменений в сети связи. Результат сравнения алгоритмов представлен на рис. 14.

Заключение

В данной работе исследован комбинированный алгоритм оптимизации параметров радиально-базисной нейронной сети, основанный на эволюционных методах и средствах нечеткой логики. Значительное умень-

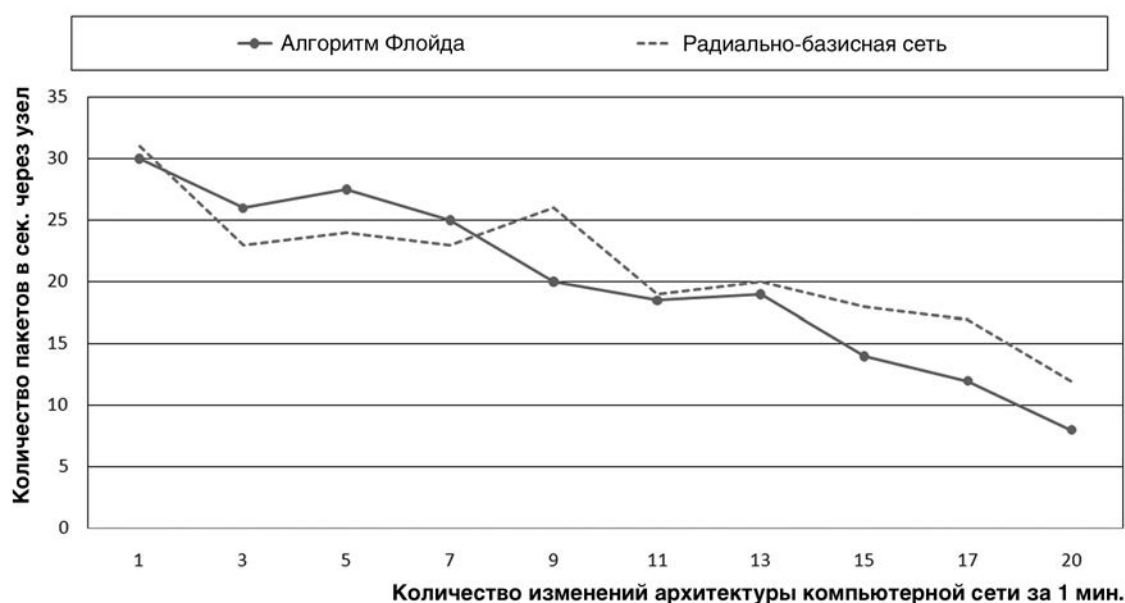


Рис. 14. Сравнение результатов работы алгоритмов

шение (в 4,5 раза) среднеквадратичной ошибки обучения РБФ сети, конфигурация и обучение которой осуществлялись на основе нечеткого иммунного алгоритма, доказывает преимущество гибридных стратегий обучения перед стандартными градиентными алгоритмами обучения нейронных сетей (рис. 7). РБФ может применяться для решения задач маршрутизации в компьютерных сетях. Результаты экспериментов по прогнозированию внутренних состояний маршрутизатора показали уменьшение вероятности правильного предсказания состояния нейросетевой системы на 55,6% за счет применения нейросетевого генератора случайных последовательностей для защиты компонентов маршрутизирующих алгоритмов. В результате проведенной работы рассмотрены два подхода к маршрутизации: алгоритм Флойда и нейросетевой алгоритм. При исследовании поведения алгоритмов в одинаковых экспериментальных условиях результаты экспериментов показали, что нейроконтроллер адаптируется к изменяющейся сетевой конфигурации и может конкурировать со стандартными алгоритмами маршрутизации.

Список литературы

1. Комарцова Л. Г., Максимов А. В. Нейрокомпьютеры: учеб. пособие для вузов. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. — 400 с.
2. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. / пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2008. — 1104 с.
3. Дасгупта Д. Искусственные иммунные системы и их применение. М.: Физматлит, 2006. — 344 с.
4. Борисов В. В., Круглов В. В., Федюлов А. С. Нечеткие модели и сети. 2-е изд., стереотип. М.: Горячая линия — Телеком, 2012. — 284 с.
5. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетические алгоритмы: учеб. пособие / под ред. В. М. Курейчика. Ростов-на-Дону: Ростиздат, 2004. — 400 с.
6. Олифер В. Г., Олифер Н. А. Компьютерные сети. Принципы, технологии, протоколы: учебник для вузов. 4-е изд. СПб.: Питер, 2011. — 944 с.
7. Бигелоу С. Сети: поиск неисправностей, поддержка и восстановление / пер. с англ. СПб.: БХВ-Петербург, 2005. — 1200 с.
8. Скиена С. Алгоритмы. Руководство по разработке. 2-е изд. / пер. с англ. СПб.: БХВ-Петербург, 2011. — 720 с.

9. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2004.
10. *Вентцель Е. С., Овчаров Л. А.* Теория вероятностей и ее инженерные приложения: учеб. пособие для вузов. 2-е изд., стер. М.: Высш. шк., 2000. — 480 с.
11. *Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия — Телеком, 2006.
12. *Джонс М. Т.* Программирование искусственного интеллекта в приложениях / пер. с англ. А. И. Осипов. М.: ДМК Пресс, 2006. — 312 с.
13. *Пегат А.* Нечеткое моделирование и управление / пер. с англ. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012. — 798 с. (Адаптивные и интеллектуальные системы)
14. *Иванов М. А., Чугунков И. В.* Теория, применение и оценка качества генераторов псевдослучайных последовательностей. М.: КУДИЦ-ОБРАЗ, 2003. — 240 с. (СКБ — специалисту по компьютерной безопасности)
15. *Бойт К.* Цифровая электроника. М.: Техносфера, 2007. — 472 с.
16. *Шапоров С. Д.* Дискретная математика. Курс лекций и практических занятий. СПб.: БХВ-Петербург, 2007. — 400 с.

Yu. Lavrenkov, Post-graduate student of Kaluga Branch of Bauman Moscow State Technical University, georglawr@yandex.ru

L. Komartsova, Doctor of Engineering, Professor of Kaluga Branch of Bauman Moscow State Technical University, lkomartsova@yandex.ru

Adaptive Digital Data Flows Router Based on Fuzzy Neural Network Approach

We consider the combined algorithm for radial basis neural network parameters selection based on fuzzy immune optimization algorithm. Evolutional construction of antibodies and the use of fuzzy adaptive resonance neural network are used to adapt the neural controller learning algorithm for solving the optimization problem. The possibility of using this kind of neural networks to construct an adaptive network information router and ensuring the integrity of its structure from the targeted destruction is considered.

Keywords: Radial basis neural network, immune optimization algorithm, fuzzy modeling, routing information, the Hopfield neural network, neural random number generator.