

УДК 621.396.42:004.032.26

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ С ВЗАИМОЗАВИСИМОЙ АДАПТАЦИЕЙ КОМПОНЕНТ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ПОМЕХОУСТОЙЧИВОСТИ СИСТЕМ РАДИОСВЯЗИ

С. О. Старков¹, Ю. Н. Лавренков²

¹ Обнинский институт атомной энергетики НИЯУ МИФИ, sergeystarkov56@mail.ru

² Калужский филиал МГТУ им. Н. Э. Баумана, georglawr@yandex.ru

В статье рассмотрен вопрос модификации системы обмена информацией, базирующейся на одном из методов расширения спектра передаваемого сигнала – алгоритме скачкообразной перестройки рабочей частоты. Анализ развития систем передачи информации показывает, что основная тенденция изменений на уровне обработки и передачи информации заключается в качественном усложнении физической организации для реализации возможностей новых способов адаптивной обработки сигналов. Для повышения защищенности передаваемой информации предлагается применение клеточной нейронной сети с гистерезисом для выполнения анализа состояния доступных частотных каналов. Результаты функционирования нейронной сети делают возможным сформировать прогноз о возможной загруженности каждого из доступных каналов радиосвязи и вероятности постановки помех в момент передачи информации на определенной несущей частоте. Эти сведения позволяют выполнить коррекцию работы генератора псевдослучайной последовательности, производящего последовательность частотного разбиения доступного беспроводного канала связи. Для повышения эффективности функционирования клеточной нейронной сети связи между нейронными элементами предлагается выполнить в виде адаптивных нейристорных линий, выполняющих обработку сигналов, передаваемых между нейронами. Нейросетевая система получает возможность производить обработку информации не только в нейронах с гистерезисом, но и в пространстве между нейронными элементами, что дает возможность модифицировать поведение нейронной сети в зависимости от динамики распространения сигналов между ее элементами. Далее рассмотрен вопрос о настройке переменных параметров спроектированной комплексной нейронной структуры с помощью модифицированного алгоритма диффузионного итерационного поиска. Применение подобной стратегии оптимизации приводит к формированию метаэвристики, которая способна успешно выполнить настройку и обучение нейросетевого комплекса. Проверка способности сети предсказывать частотные интервалы с минимальным уровнем помех показала, что клеточная сеть способна выполнять перестройку рабочей частоты с учетом особенностей возникновения фоновых шумов и постановки радиопомех в доступных частотных каналах связи.

Ключевые слова: клеточная нейронная сеть, алгоритм итерационного поиска, скачкообразная перестройка частоты, нейристорная линия.

**NEURAL SIGNAL PROCESSING SYSTEMS WITH INTERDEPENDENT
ADAPTATION OF COMPONENTS FOR NOISE IMMUNITY ENHANCEMENT
OF RADIO COMMUNICATION SYSTEM**

S. O. Starkov¹, Yu. N. Lavrenkov²

¹Obninsk Nuclear Energy Institute,

National Research Nuclear University MEPhI, sergeystarkov56@mail.ru

²Bauman Moscow State Technical University, Kaluga site, georglawr@yandex.ru

The article considers an data transmission system upgrade. It is based on one of the spectrum extention methods of transmitted signal that is the frequency-hopping spread spectrum. Analysis of the data transmission systems development shows that the main trend of changes at a level of data processing and transmission is the qualitative complication of physical organization for realization of new methods of adaptive signal processing. The use of a cellular neural network with hysteresis to perform state analysis of available frequency channels is proposed to increase the security of transmitted information. The results of neural network functioning allow predicting possible occupancy of each available radio channel and the probability of jamming at the moment of information transfer at a certain carrier frequency. This information allows adjusting the pseudo-random sequence generator operation generating the frequency partitioning sequence of available wireless communication channel. The performance in the form of adaptive neuristor lines that process signals transmitted between neurons is proposed to increase efficiency of the cellular neural network functioning communication between neural elements. The neural network system is able to process information not only in neurons with hysteresis, but also in the space between neural elements, which allows modifying the behavior of a neural network depending on the dynamics of signal propagation between its elements. Further the issue of variable parameters control of the designed complex neural structure by means of the modified algorithm of diffusive iterative search is considered. Application of similar optimization strategy leads to formation of metaheuristics which is capable to perform successfully tuning and training of a neural network complex. Check of network ability to predict frequency intervals with the minimal interference has shown that the cellular network is capable of performing reorganization of working frequency with account for features of background noise occurrence and jamming support in available frequency channels.

Keywords: cellular neural network, iterative search, frequency hopping, neuristor line.

Введение

Цель передачи различного рода коммуникационных сообщений – установление связи между объектами, находящимися на определенном удалении друг от друга. Передача информации на значительные расстояния по радиоканалам связана с возникновением ряда проблем, в особенности с преодолением созданных преднамеренных помех, осложняющих работу приемопередающих и ретрансляционных устройств [1]. Для успешного приема полезного сигнала требуется достижение определенного порогового значения в соотношении сигнал/(помеха + шум). В противном случае ошибочные информационные биты не смогут быть восстановлены даже с применением кодов коррекции ошибок, нейросетевых технологий, методов анализа передаваемых сообщений [3]. Одним из способов повышения достоверности передачи информации и повышения скрытности излучателей радиосигналов является применение метода скачкообразной перестройки частоты. В этом случае коммуникационный сигнал распределяет свою энергию по набору доступных несущих частот $\{f_1, f_2, \dots, f_M\}$, значительно расширяя спектр частот, необходимый для передачи информации [4].

Существующие способы подавления полезного сигнала (частичное «зашумление» доступной спектральной полосы частот, создание радиопомех на частоте, используемой для передачи в данный момент времени [5]) базируются на том, что эффективное применение методов расширения спектра передаваемого сигнала достигается только при использовании

качественных генераторов псевдослучайных чисел (ГСЧ), определяющих несущую частоту в каждый момент времени. Если последовательность, получаемая от ГСЧ, не обладает приемлемыми случайными свойствами, то становится возможным раскрытие порядка смены частот [2]. Для работы в сеансовом режиме данная особенность наиболее актуальна, так как наличие этапа синхронизации и его успешное выполнение в значительной степени определяет дальнейшую пропускную способность. Возникает необходимость применения способа перестройки частоты, позволяющего учитывать особенности работы систем постановки помех, путем анализа состояния беспроводных каналов передачи информации и определения частотных диапазонов, которые могут быть использованы для передачи информации в текущий момент времени.

Разработка нейросетевого комплекса

Для решения поставленной проблемы предлагается использовать клеточную нейронную сеть с гистерезисом в цепи обратной связи нейронного элемента [6]. Обучение предлагаемой нейросетевой структуры осуществляется путем подачи на слой входных нейронов информации об уровне сигнала в наборе радиочастот, доступных для передачи информации. После выполнения обучения клеточная сеть будет способна перестраивать несущую частоту, учитывая уровень фоновых шумов и вероятность постановки помех на конкретной частоте радиодиапазона.

Динамика функционирования одиночного нейрона в простой нейронной сети с гистерезисом описывается следующим уравнением:

$$\begin{cases} \beta_{ij} \dot{x} = -x_{ij} + \sum_{k \in M} \sum_{l \in M} a_{kl} y_{i+k, j+l} + \sum_{k \in M} \sum_{l \in M} b_{kl} u_{i+k, j+l} + z \\ y_{ij} = h(x_{ij}) = \begin{cases} +1, & x_{ij} > -Th \\ -1, & x_{ij} < +Th \end{cases} \end{cases}, \quad (1)$$

где x – внутреннее состояние ячейки;

y – выходной сигнал;

z – пороговое значение;

M – количество нейронов-соседей;

u – входной сигнал;

a, b – весовые коэффициенты;

β – временная константа;

Th – параметр функции биполярного гистерезиса [7].

Применение функции гистерезиса позволяет получить более сложную динамику функционирования сети, чем при использовании кусочно-линейных функций. При компоновке независимых нейронных ячеек получается система с высокой надежностью, обладающая достаточной вычислительной простотой для реализации. В качестве базовой топологии организации нейронов использовалась гексагональная плотноупакованная решетка, допускающая наличия до 6 соседей у нейрона [2]. Для обеспечения стабильности функционирования и повышения эффективности обучения нейронной сети связи между нейронами-соседями были реализованы в виде управляемых электрических структур, моделирующих распространение сигналов по отросткам нервных клеток.

На данном этапе проектирования нейронной сети требуется учесть необходимость настройки параметров искусственных аксонов, соединяющих все нейросетевые элементы [8]. Моделирование пространственного нейронного взаимодействия осуществляется через сеть нейристорных линий, которые обеспечивают связь между отдельными нейронами. Нейристор реализован в виде проводника нейронной активности, способный изменять проходящий по нему сигнал в зависимости от состояния нейронов, влияющих на каждый из участков

нейристора, а также от состояния соседних нейристорных элементов. В результате процедура обучения нейронной сети состоит не только из этапов настройки весовых коэффициентов и внутренних структур нейрона, но и требуется использование алгоритма оптимизации коммутирующих соединений нейристорных линий, определение нейронов, воздействующих на конкретные нейристорные элементы, вычисление оптимального соседства нейристоров. Для реализации процесса моделирования нейристорной проводимости требуется процедура расчета активности множества ионных каналов на поверхности мембраны нейронного элемента, сопротивления и емкостных свойств мембраны, толщины и удельного сопротивления аксонов, а также расчет состояния внутренней среды клетки нейрона [9]. Исходя из сложности математического моделирования приведенной комплексной структуры и для увеличения производительности, нейристорная линия была реализована в виде аналоговой системы (оптико-электронный нейристор), схема которой представлена на рис. 1.

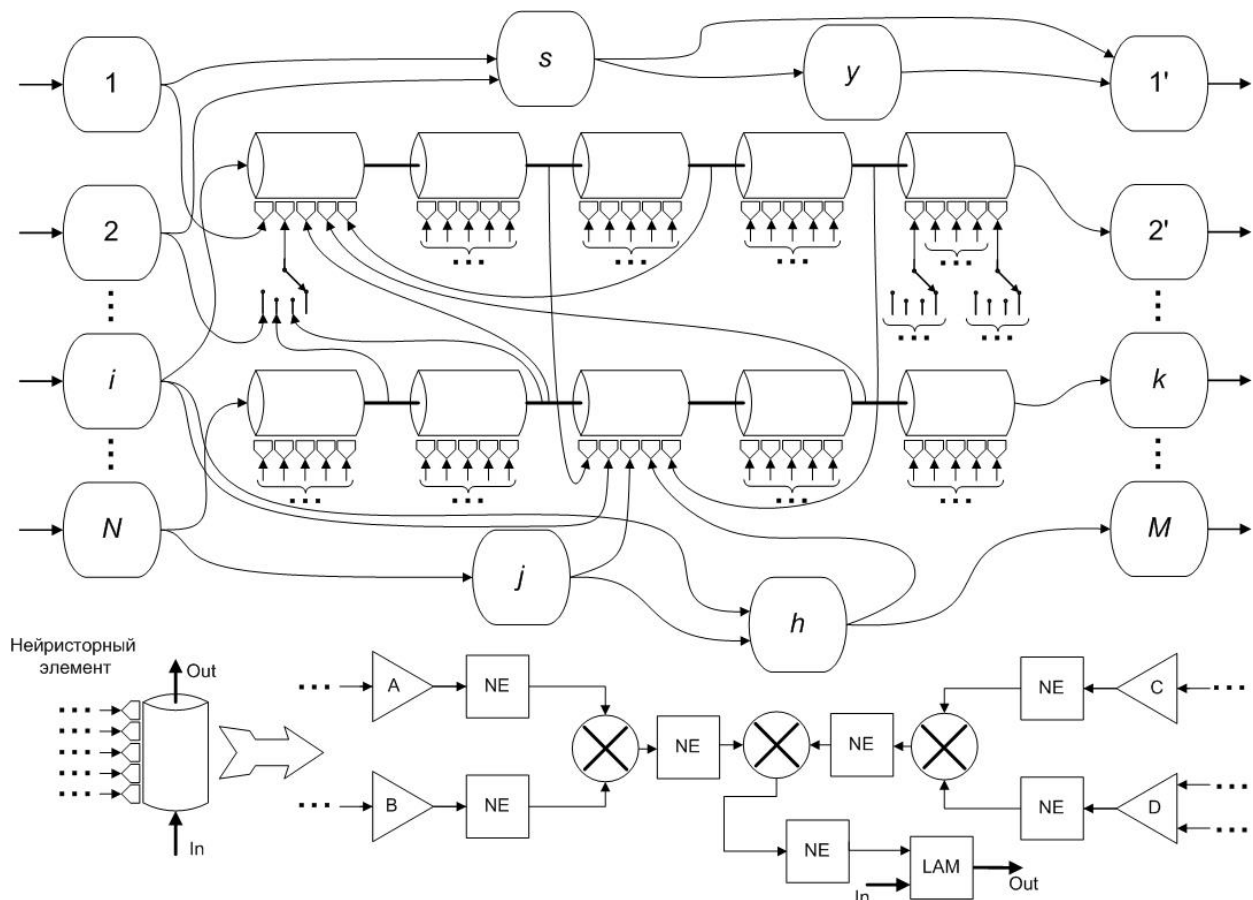


Рис. 1. Структурная схема нейронной сети с адаптивными нейристорными линиями

На рис. 1 показана схема нейронной сети, в которой нейроны соседних слоев, содержащих N и M элементов, взаимодействуют между собой как через вспомогательные нейронные элементы (нейроны s, y, j, h), так и через нейристорные линии. Нейристорная ячейка составлена из четырех усилителей ($A-D$): A – термостабилизированный логарифмический фотодиодный усилитель [10] (фотодиод **5003MD**, операционные усилители LM358N, массив транзисторов СА3096Е, применяемый в схеме термостабилизации); B – регистрирующий фотодиодный усилитель [11] (фотодиод **5003MD**, операционные усилители LM358N); C – фототранзисторный усилитель, выполненный на основе мостовой схемы и инструментального усилителя AD623; D – дифференциальный фотодиодный усилитель [12]. Блок NE – нелинейный элемент, реализованный на основе вложенных функций гиперболического тангенса:

$$g(x) = h \left[\left\{ \sum_{j=1, Q} w_{3j} h(w_{2j} h(w_{1j} x - \delta_{1j}) - \delta_{2j}) \right\} - \delta_3 \right], \quad h(a) = \frac{1 - \exp(-2\gamma a)}{1 + \exp(-2\gamma a)}, \quad (2)$$

где x – входной сигнал;

$g(x)$ – выход нелинейного элемента;

δ, γ – переменные параметры;

w – настраиваемые весовые коэффициенты;

Q – количество уровней нелинейной цепи.

Так как нейристорная линия обрабатывает аналоговый сигнал, то необходимо применение цепочки из аналогово-цифрового преобразования (MCP3201), вычисление результата (микроконтроллер stm32f103zet6) и дальнейшее его преобразование в аналоговую форму (MCP4921).

Для перемножения сигналов применялась микросхема аналогового умножителя AD633JN. Результирующий сигнал от нейристорного элемента и входной сигнал смешивались при помощи линейного амплитудного модулятора [13] (рис. 1, блок LAM), выполненного на основе умножителя AD633JN.

Нейристорные элементы соединены между собой оптической связью, обеспечивающей передачу информации между нейристорными элементами и нейронами. Оптическая система коммутации выполнена на основе составного призматического массива [14], составленного из призм размером 15 x 15 x 21 мм., изготовленных из прозрачного оптического стекла. Путем комбинации расположения призматических элементов по схеме добавочной и компенсирующей конфигурации [15] выполняется построение оптического канала связи между отдельными элементами нейросетевого вычислителя, что позволяет создать гибкую коммуникационную сеть, которая может быть изменена в процессе настройки нейронной сети.

Рассмотрим функционирование единичного нейристорного элемента. На рис. 2 и 3 показаны образцы выходных сигналов усилителей A–B и C–D.

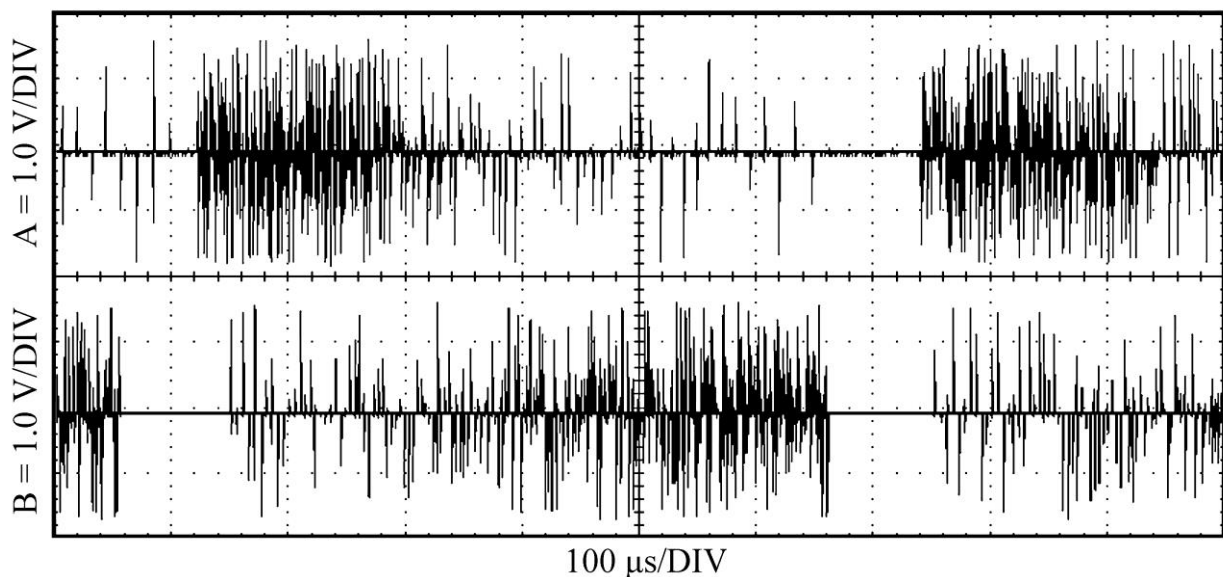


Рис. 2. Образцы выходных сигналов для первой пары усилителей

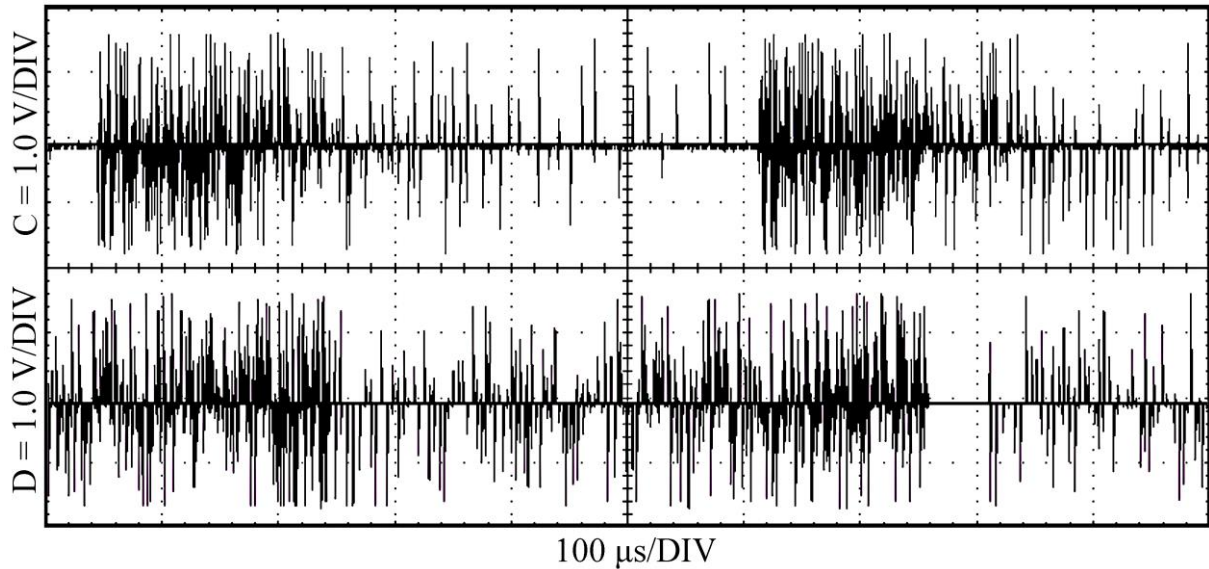


Рис. 3. Образцы выходных сигналов для второй пары усилителей

В предложенной схеме нейриты моделируются в виде совокупности блоков усилительных элементов, взаимодействие между которыми делает возможным организацию процесса обработки сигналов, передаваемых между нейронами [16]. После перемножения сигналов от пар усилителей и выполнения нелинейного преобразования (рис. 4, сигналы *E* и *F*) результирующий сигнал (рис. 5, сигнал *G*) является откликом нейристорного элемента на совокупность входных воздействий. Блок LAM выполняет преобразование сигнала, проходящего по аксону, в соответствии с состоянием нейристорной ячейки. Выходной сигнал рассматриваемой нейристорной ячейки, показанный на рис. 5 (сигнал *H*), является результатом взаимодействия сигнала состояния нейристора и синусоиды частотой 3 кГц, с амплитудой от -3 до 3 вольт.

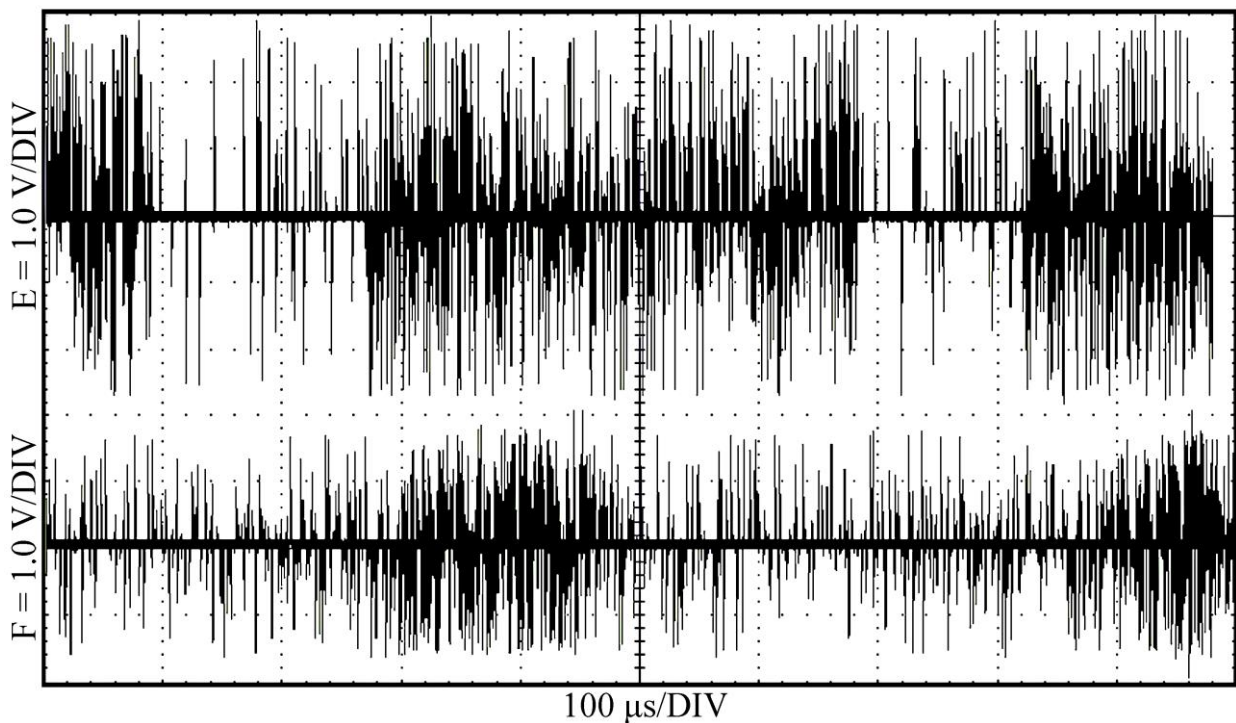


Рис. 4. Выходные сигналы после нелинейного преобразования и перемножения

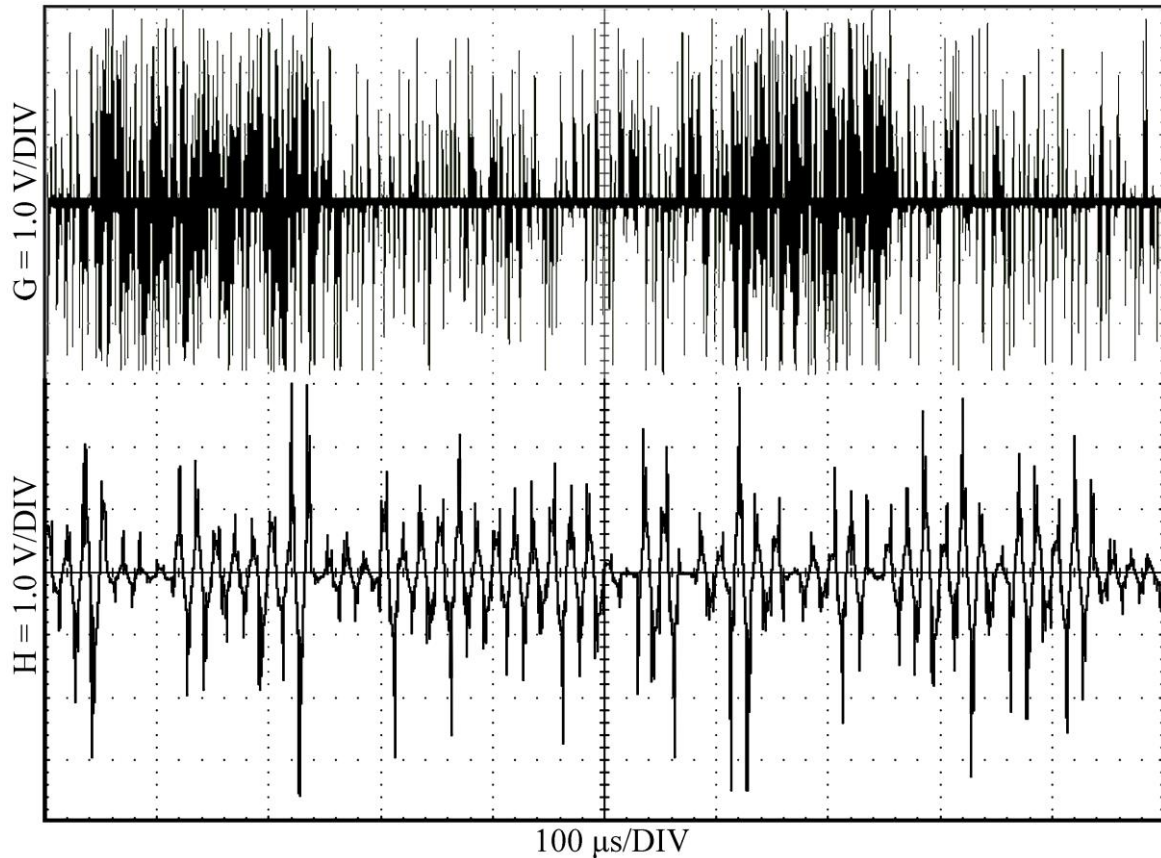


Рис. 5. Результирующие сигналы нейристорного элемента

Полученная зависимость показывает возможность нейристорных линий выполнять сложные нелинейные преобразования, что значительно повышает вычислительные возможности нейронных сетей по сравнению с интеллектуальными системами, преобразование сигналов в которых осуществляется только при помощи искусственных нейронных элементов. Предложенная схема также решает проблему, возникающую при конструировании моделей подобного типа – это необходимость точного моделирования морфологии нейрона для обработки сигналов с учетом пространственного положения нейронного элемента.

Настройка и обучение клеточной нейронной сети

Процедура обучения для разработанной нейросетевой структуры заключается в настройке переменных параметров не только в составе нейронов, но и в блоках коммутации сигналов и нелинейных элементах нейристорных линий. В качестве алгоритма обучения применялась диффузионная модель алгоритма итерационного поиска [17, 18]:

1. Формируется N исходных начальных решений X_n^0 в допустимой области D , в которую входят все переменные параметры, характеризующие нейроны и искусственные оторостки. Счетчик итераций $t = 1$.
2. Исходя из каждого начального состояния, выполняется поиск решений X_n^1 , с применением алгоритма, использующего в качестве метода оптимизации эффект роения бактерий. Далее выполняется случайная диффузия решений между альтернативными популяциями, соседствующими по схеме графа с высоким уровнем связности, и производится еще один этап поиска алгоритмом бактериальной оптимизации.
3. Путем возмущения каждого решения из имеющегося множества популяционных алгоритмов оптимизации пчелиным роем из точки X^1 получаем точку $X^0(t)$. На данном этапе

решение получается не путем выбора из потенциального набора случайно сгенерированных альтернативных вариантов, а путем изменения предыдущего найденного решения. Изменение должно быть достаточным для выхода из зоны локального притяжения текущего вектора параметров нейронной сети. Выбор алгоритма пчелиной оптимизации обусловлен тем, что удается достигнуть выполнения следующих условий: возмущение не является полностью случайным, алгоритм может изменять решение с учетом информации об уже найденных решениях [19].

4. С помощью тасующего алгоритма прыгающих лягушек получаем решение $X^1(t+1)$ из начальной точки $X^0(t)$. Если $E(X^1(t+1)) < E(X^0(t))$, то $X^1 = X^1(t+1)$, в противном случае $X^1 = X^0(t)$. $E(\cdot)$ – ошибка обучения нейронной сети.

5. Если ошибка обучения не достигла требуемого значения, то полагаем $t = t + 1$, и возвращаемся к шагу 3.

Выполнение алгоритма приводит к реализации параллельной метаэвристики [20], которая приводит к осуществлению алгоритма глобальной оптимизации с учетом ограничений решаемой задачи. График изменения среднеквадратической ошибки обучения нейронной сети показан на рис. 6.

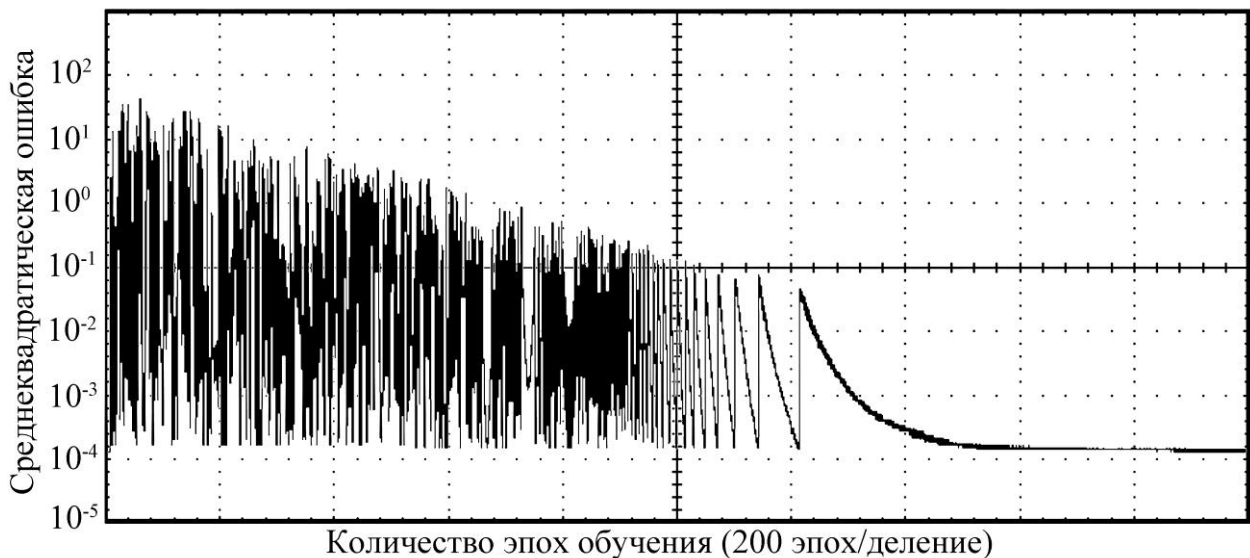


Рис. 6. График среднеквадратической ошибки обучения

Оценка эффективности функционирования нейросетевого комплекса

После выполнения процедуры настройки нейронных элементов и адаптации параметров нейристорных линий нейронная сеть может осуществлять перестройку несущей частоты. Для примера рассмотрим процедуру переключения частоты в диапазоне от 450.500 МГц до 452.500 МГц. В рассматриваемом диапазоне возможна передача информации по 80 каналам, расположенным с интервалом 25 кГц. На рис. 7 показана возможная установка частоты после обучения системы на 450 примерах, имитирующих работу системы отслеживания несущих и постановки помех. Метка A_0 является прогнозом для выполнения перестройки в момент времени t_2 . На рис. 8 показан момент времени после установки частоты, прогноз которой был дан в предыдущий момент времени. Метка A_1 является предпочтительным каналом для следующего момента времени t_3 .

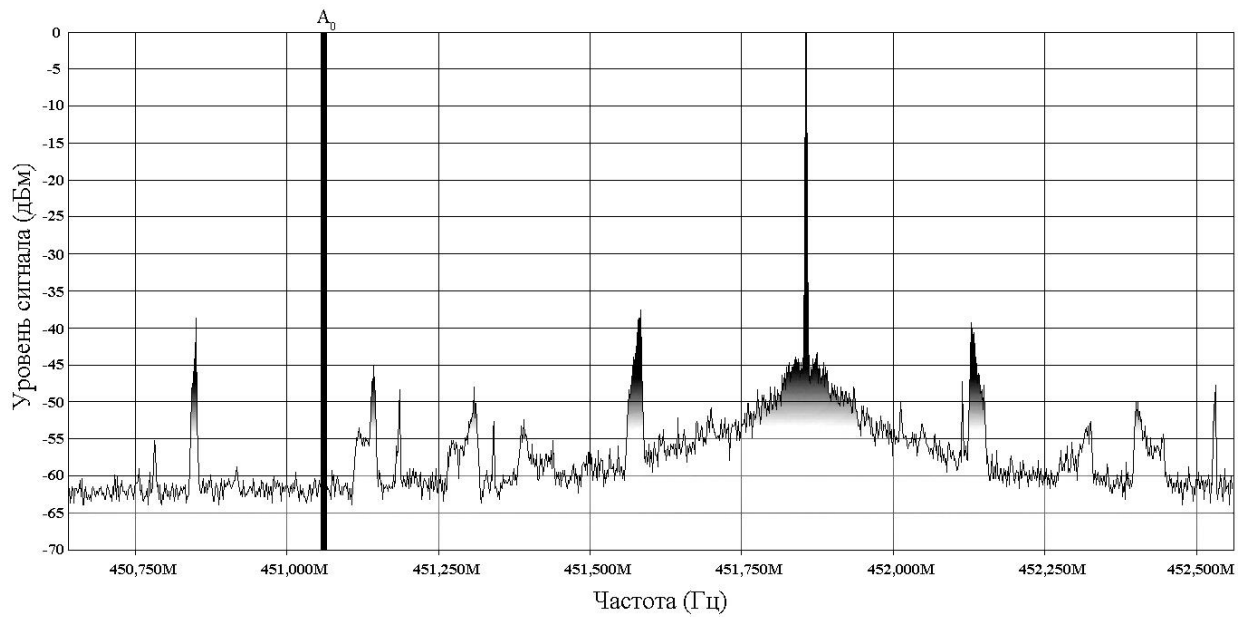


Рис. 7. Спектральная диаграмма (момент времени t_1)

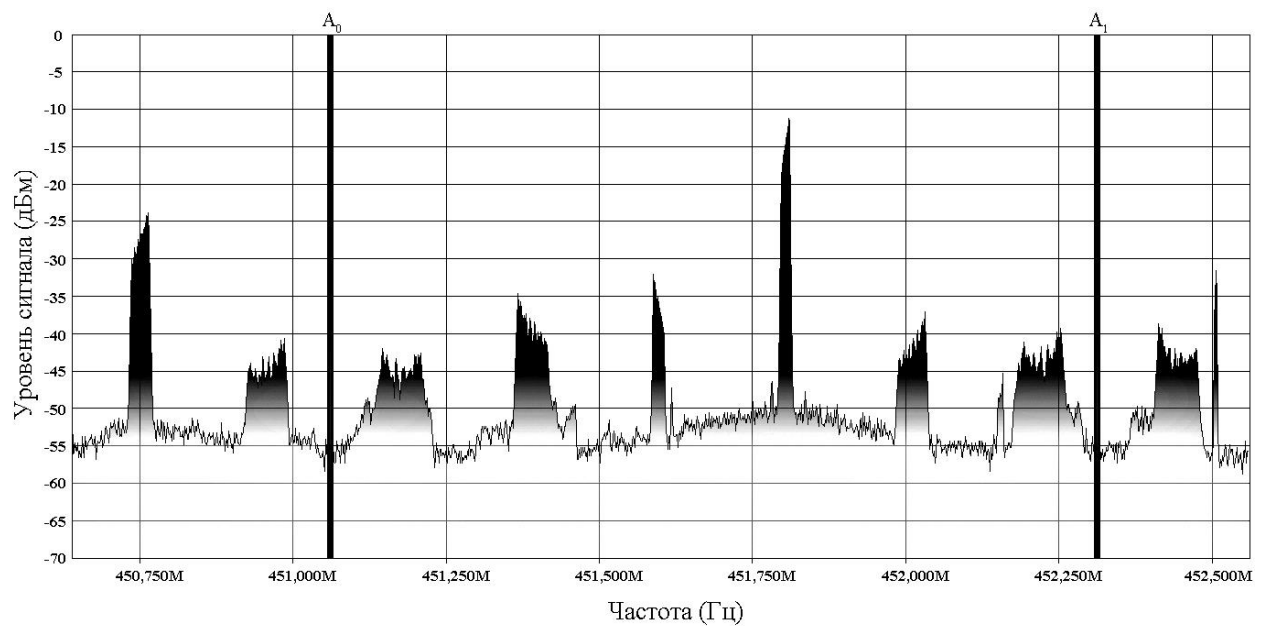


Рис. 8. Спектральная диаграмма (момент времени t_2)

На рис. 9 приведена спектральная диаграмма для t_3 . Метка A_2 – прогноз для момента времени t_4 (рис. 10).

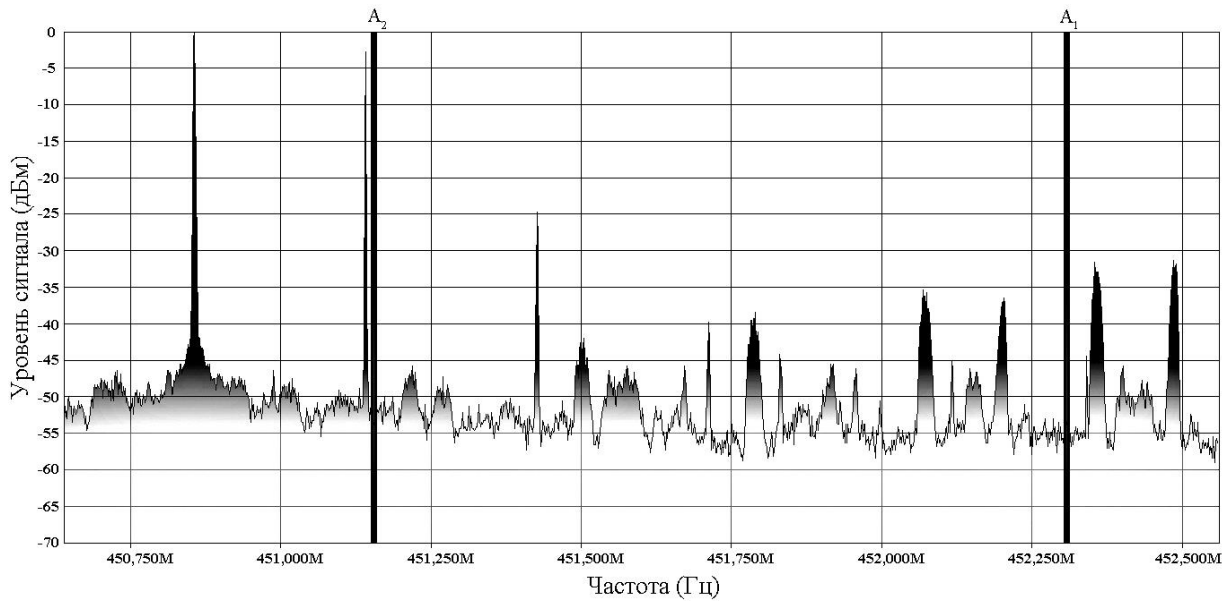


Рис. 9. Спектральная диаграмма (момент времени t_3)

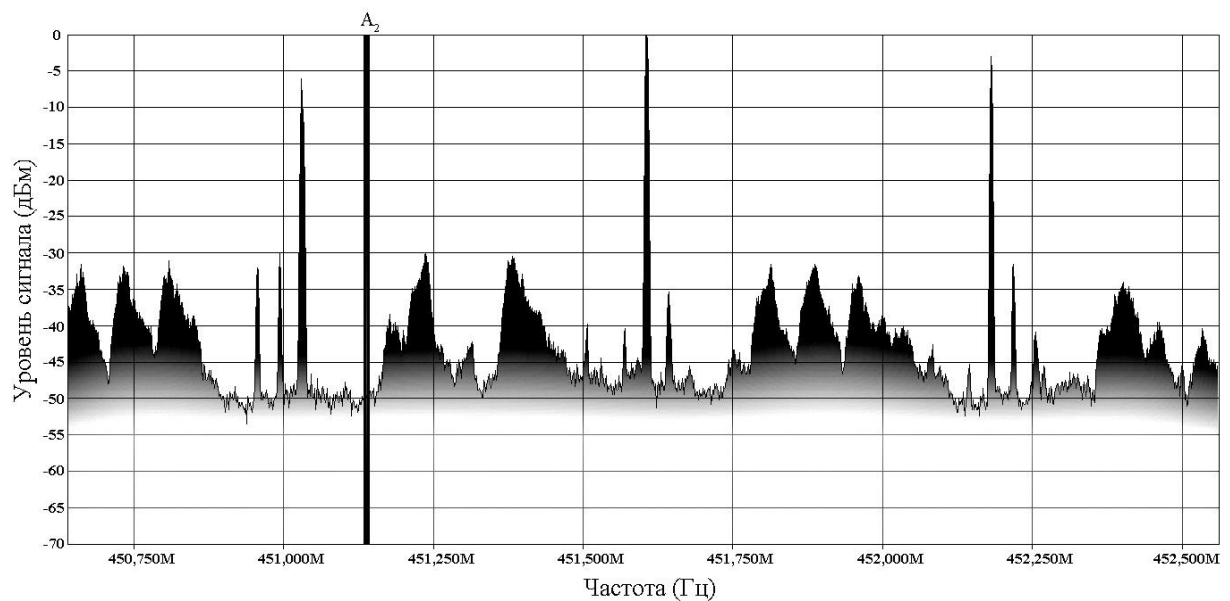


Рис. 10. Спектральная диаграмма (момент времени t_4)

Анализ приведенных примеров показывает, что переключение частоты удастся скорректировать, основываясь на изучении спектральных диаграмм состояния радиоканалов и выполняя процедуру обучения клеточной нейронной системы с адаптивными нейристорными элементами. Применение нейросетевого комплекса обеспечивает достижение необходимых требований к вероятности ошибочного приема на бит, за счет применения комбинированной системы, использующей нелинейные способы обработки информации для предсказания и селекции помех. Кроме того, адаптивная перестройка частоты способствует повышению электромагнитной совместимости радиоэлектронных средств в условиях неопределенности параметров излучений и не способствует усложнению электромагнитной обстановки. Клеточная нейросетевая структура с нейристорными линиями связи между нейронными модулями показала эффективность построения высокоэффективных алгоритмов адаптивной настройки, которые направлены на работу в конкретной сигнально-помеховой обстановке [2].

Заключение

На рис. 11 показаны графики изменения средней вероятности ошибки (СВО) на бит (P) как функции от коэффициента γ (часть полосы частот, подавляемой помехой) при различных значениях соотношения сигнал/шум, указанного в децибелах.

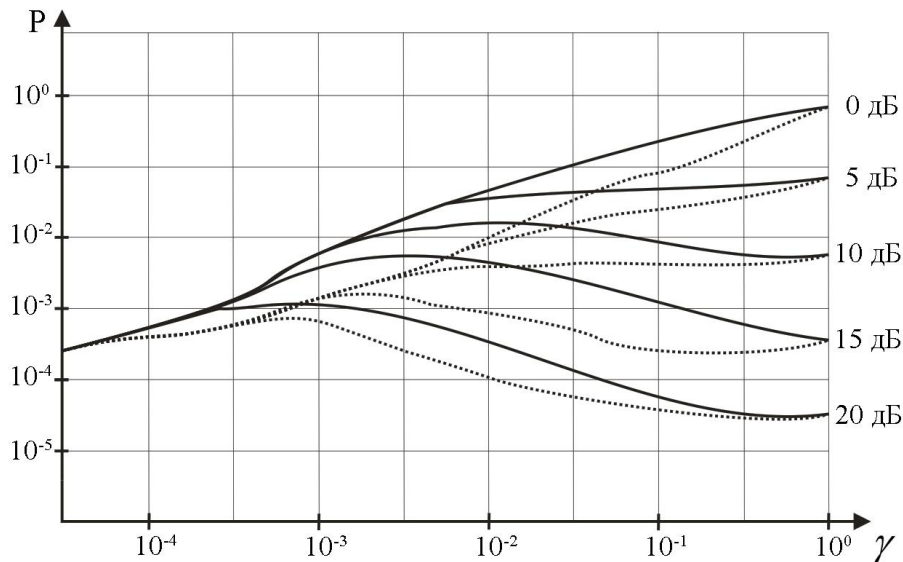


Рис. 11. Средняя вероятность ошибки на бит

Сплошная линия соответствует системе, использующей для перестройки частоты генератор псевдослучайных чисел «вихрь Мерсенна». Прерывистая линия характеризует метод расширения спектра с применением клеточной нейронной сети с нейристорными соединениями между нейронами. Эффективность постановки помех для каждого из возможных вариантов перестройки частоты можно оценить по достижению максимальной СВО на бит для конкретного значения коэффициента воздействия шумовой помехи в части полосы. Из графиков видна зависимость уменьшения СВО на бит при использовании нейросетевой технологии перестройки частоты. Адаптация к окружающей сигнальной обстановке делает возможным определение такой последовательности частот, которая меньше всего подвержена влиянию шумов. Кроме того, клеточная сеть способна сгенерировать алгоритм перестройки, повторение которого является наиболее трудоемким для систем постановки помех.

Литература

1. Sklar B. Digital Communications, Fundamentals and Applications : 2nd edition. N. J. : Prentice-Hall Inc., Upper Saddle River, 2001. 1079 p.
2. Лавренков Ю. Н. Адаптивное управление частотно-эффективной системой передачи информации на основе нейронной сети с оптически связанными элементами // Прикладная информатика. 2017. Т. 12. № 5(71). С. 56–70.
3. Proakis J. G. Digital Communications : 4th edition. N.Y. : The McGraw-Hill companies Inc., 2000. 936 p.
4. Torrieri D. Principles of Spread Spectrum Communications systems. Springer Science + Business Media Inc., 2005. 444 p.
5. Peterson L., Ziemer R. E., Borth D. E. Introduction to Spread Spectrum Communications. N. J. : Prentice-Hall, 1995.
6. Rabunal J. R., Dorado J. Artificial Neural Networks in Real-Life Applications. IGI Global, 2005. 375 p.

7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс : 2-е изд. ; пер. с англ. М. : Вильямс, 2008. 1104 с.
8. Graupe D. Principles of Artificial Neural Networks (Advanced Series in Circuits and Systems) : 2nd edition. World Scientific Pub Co Inc, 2007. 303 p.
9. Васильев А. Н., Тархов Д. А. Принципы и техника нейросетевого моделирования. СПб. : Нестор-История, 2014. 217 с.
10. Jerald G. Graeme, Photodiode Amplifiers: Op Amp Solutions. McGraw-Hill, 1995. 252 p.
11. Philip C. D. Hobbs, Building electro-optical systems: making it all work. Hoboken, N. J. Wiley, 2008. 727 с.
12. Крекрафт Д., Джерджи С. Аналоговая электроника. Схемы, системы, обработка сигнала. М. : Техносфера, 2005. 357 с.
13. Гаврилов С. А. Схемотехника. Мастер-класс. СПб. : Наука и Техника, 2016. 384 с.
14. Duarte F. J. Tunable Laser Optics : 2nd edition. N. Y. : CRC Press, 2015. 323 p.
15. Hecht E. Optics. Addison-Wesley, 2002. 704 p.
16. Dreyfus G. Neural Networks: Methodology and Applications : 2nd edition. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2005. 516 p.
17. Карпенко А. П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой : учеб. пособие. М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. 448 с.
18. Грешилов А. А. Математические методы принятия решений : учеб. пособие ; 2-е изд., испр. и доп. М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. 647 с.
19. Стронгин Р. Г., Гергель В. П., Гришагин В. А., Баркалов К. А. Параллельные вычисления в задачах глобальной оптимизации : моногр. М. : Изд-во МГУ, 2013. 280 с.
20. Лин К., Снайдер Л. Принципы параллельного программирования : учеб. пособие. М. : Изд-во МГУ, 2013. 408 с.