**ПРИМЕНЕНИЕ ЭЛЕМЕНТОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА
В ВИДЕ НЕЙРОКЛАССИФИКАТОРА И НЕЙРОРЕГУЛЯТОРА
ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ «БЕЛЫХ ПЯТЕН»
В КОГНИТИВНОЙ СИСТЕМЕ СВЯЗИ**

Н.М. Рябков, А.Н. Голубинский

Концерн «Созвездие», Воронеж, Российская Федерация

Рассмотрено решение задачи идентификации «белых пятен» в когнитивной системе связи с использованием аппарата искусственной нейронной сети. Предложены способы решения задачи на основе нейроклассификатора и нейрорегулятора, проведено моделирование в средах Mathcad и Matlab. Получены графики изменения относительной ошибки от эпохи обучения для нейрорегулятора и нейроклассификатора, определены наиболее эффективные архитектуры искусственной нейронной сети.

Ключевые слова: система когнитивного радио, искусственный интеллект, искусственные нейронные сети, нейроклассификатор, нейрорегулятор.

**APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ELEMENTS
AS A NEURO CLASSIFIER AND A NEURO REGULATOR FOR IDENTIFICATION
OF «WHITE SPOTS» IN A COGNITIVE COMMUNICATION SYSTEM**

N.M. Ryabkov, A.N. Golubinskiy

Concern “Sozvezdie”, Voronezh, Russian Federation

The solution to the problem of “white spots” in a cognitive communication system using the apparatus of an artificial neural network is considered. Methods for solving the problem based on the neuroclassifier and the neuroregulator are proposed, modeling is performed in the Mathcad and Matlab environments. Graphs of changes in the relative error from the era of training for the neuroregulator and the neuroclassifier are obtained, the most effective architectures of the artificial neural network are determined.

Keywords: cognitive radio system, artificial intelligence, artificial neural networks, neuroclassifier, neuroregulator.

Развитие технологий беспроводной связи закономерно приводит к увеличению спроса на частотный ресурс. Как следствие, существующего частотного ресурса становится недостаточно для обеспечения надежной, бесперебойной связью [1]. Исходя из указанной проблемы, одним из перспективных направлений исследований в области беспроводных сетей связи является задача распределения частотных ресурсов, которая в настоящее время может решаться технологией когнитивного радио. Согласно [2], система когнитивного радио (CRS) – это радиосистема, использующая технологию, позволяющую этой системе получать знания о своей среде эксплуатации и географической среде, об установившихся правилах и о своем внутреннем состоянии, динамически и автономно корректировать свои эксплуатационные параметры и протоколы согласно полученным знаниям для достижения заранее поставленных целей и учиться на основе полученных результатов. В соответствии с приведенным определением, функционирование таких систем основывается на мониторинге радиочастотного спектра с целью идентификации и дальнейшего использования свободных полос частот. Решение указанной задачи зачастую связано с необходимостью обработки больших объемов разнородной информации с нелинейными зависимостями. В таких условиях классические подходы не всегда позволяют получить приемлемый результат [3]. Один из возможных путей решения состоит в применении технологий искусственного интеллекта (ИИ). Используемые в настоя-

щее время подходы к математической формализации ИИ базируются на математическом аппарате искусственных нейронных сетей (ИНС), нечеткой логике, генетических (эволюционных) алгоритмах и их гибридных модификациях [4].

В данной работе рассмотрено применение аппарата ИНС для определения «белых пятен», что позволяет правильным образом идентифицировать наиболее пригодный для обеспечения связи частотный диапазон.

Таким образом, требуется определить частотный канал, обеспечивающий максимальную усредненную пропускную способность. Для решения указанной задачи необходимо на основе полученных значений отношения сигнал-шум (ОСШ) каждого частотного канала сформировать рейтинги частотных каналов, позволяющие произвести выбор канала, соответствующего целевой функции (максимальная усредненная пропускная способность). Для решения задачи предложены два подхода с использованием ИНС: на основе нейроклассификатора и нейрорегулятора.

В качестве примера рассмотрим сеть при установлении связи каждый с каждым абонентом для шести абонентских станций ($L = 6$) на восьми частотных каналах ($N = 8$). В один момент времени связь может обеспечиваться между пятнадцатью абонентами (максимальное число комбинаций).

Рассмотрим решение задачи на основе нейроклассификатора. В качестве исходных данных сформирована обучающая выборка, включающая в себя значения ОСШ Z , изменяющиеся каждые 100 мс (по 25 мс на передачу и прием в обе стороны), для восьми частотных каналов, которая представляет собой матрицу размером $M = 150$ на 8 (8 обучающих векторов для 8 частотных каналов за одну секунду сеанса связи):

$$Z = \begin{pmatrix} Z_{1,1} & Z_{2,1} & \dots & Z_{M,1} \\ \vdots & & & \\ Z_{1,n} & Z_{m,n} & \dots & Z_{M,n} \\ \vdots & & & \\ Z_{1,N} & Z_{2,N} & \dots & Z_{M,N} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

где $m \in \overline{1, M}$; $n \in \overline{1, N}$. Указанным входным векторам в качестве целевых выходов ИНС соответствуют усредненные пропускные способности, представляющие собой вектор-столбец из восьми элементов:

$$\bar{C} = \begin{pmatrix} \bar{C}_1 \\ \vdots \\ \bar{C}_n \\ \vdots \\ \bar{C}_N \end{pmatrix}. \quad (2)$$

Далее осуществляется обучение нейроклассификатора с целью формирования на выходе ИНС решений по классификации входных образов в соответствии с целевыми выходными данными (соответствующими выходными усредненными пропускными способностями). С этой целью рассчитывается ошибка обучения как разность между целевыми и действительными выходными значениями ИНС. Задача обучения состоит в минимизации указанной ошибки путем корректировки весовых коэффициентов ИНС. Обучение нейронной сети проводилось с использованием алгоритма Левенберга-Марквардта [5]. Процесс обучения ИНС завершается при выполнении заданного критерия останова обучения в виде ошибки обучения. Далее производилось тестирование обученной ИНС, для чего на её вход подавались входные образы из заранее сформированной тестовой выборки. Данные на выходе ИНС сравниваются с целевыми выходными данными $\bar{C}$. После проверки обученная ИНС может функционировать как классификатор, формирующий из входных значений ОСШ решение по классификации, соответствующее выходным рейтингам частотных каналов.

Алгоритм синтеза нейроклассификатора реализован в среде Mathcad. При реализации использовалась архитектура ИНС (150)-3-2-1, где 150 входов, 3 нейрона в первом скрытом слое, 2 нейрона во втором скрытом слое, 1 выходной нейрон. Обучающая выборка (фрагмент) представлена в табл. 1, график обучения ИНС – на рис. 1, ИНС на основе заданного критерия останова обучилась на 25-й эпохе (s).

Таблица 1

Фрагмент обучающей выборки

$Z_{m,n}$								$\bar{C}_n / \bar{C}_{\max}$	
	1	2	3	4	5	...	150		
1	39	32	9,3	25,9	22,6	...	21,3	1	0,873
2	15,5	11,7	3,2	17,1	27,1	...	15,2	2	0,933
3	39,8	19	14	10,1	38,9	...	26	3	0,824
4	42,9	9,1	23,6	20	31,2	...	35,7	4	0,606
5	28,3	6,8	7,6	12,8	28,7	...	19,6	5	0,861
6	26,3	18,5	20,6	20,8	22,1	...	32,6	6	0,679
7	38,5	20,7	12,1	12,8	38,4	...	24,2	7	1
8	30,5	9,5	30,9	16,8	29,4	...	16,1	8	0,685

Рис. 1. График обучения ИНС

Анализ полученных результатов показал, что наибольший рейтинг соответствует седьмому частотному каналу, при этом точность формируемых решений достигает 10^{-6} . Предложенный способ позволяет получить на выходе обученной ИНС значения рейтингов частотных каналов для входных значений ОСШ и, таким образом, идентифицировать наиболее подходящий для обеспечения связи частотный канал.

Приведем решение задачи на основе нейрорегулятора. В соответствии с предлагаемым подходом, целью обучения нейрорегулятора является получение на выходе объекта управления требуемой реакции в виде заданной пропускной способности. Для достижения указанной цели на вход нейрорегулятора подается уставка в виде требуемой выходной реакции объекта управления, а на выходе формируются рейтинги, с помощью которых осуществляется выбор частотного канала.

Запишем в общем виде целевую функцию в рамках решаемой задачи:

$$\bar{C} = f(Z, U_m) \rightarrow \max, \quad (3)$$

где Z – ОСШ для каждой пространственной точки на каждой частоте; U_m – некое управляющее воздействие, обеспечивающее получение на выходе объекта управления (ОУ) заданной выходной реакции, соответствующей целевой функции $\bar{C}$ (максимальное значение средней пропускной способности канала) при заданном ОСШ.

Исходные данные соответствуют приведенным данным в способе с использованием нейроклассификатора. При этом $\bar{C}$ является уставкой (требуемым выходным значением объекта управления).

Для реализации нейрорегулятора выбран метод обратного пропускания ошибки через прямой нейроэмулятор (НЭ), обеспечивающий точное непосредственное обучение нейрорегулятора без необходимости построения математической модели объекта управления [6]. Схема, реализующая данный метод, представлена на рис. 2.

Рис. 2. Схема для метода обратного пропускания ошибки через прямой нейроэмулятор

В данной схеме блок ИНС1 – нейрорегулятор, блок ИНС2 – нейроэмулятор, пунктирной линией обозначено получение выборки для обучения нейроэмулятора. В соответствии с данным подходом, используется вторая ИНС – так называемый нейроэмулятор, необходимый для решения задачи идентификации объекта управления.

Процесс синтеза нейрорегулятора разделим условно на три основных этапа.

На первом этапе происходит обучение НЭ, который представляет собой нейросетевую модель ОУ. Выборка для обучения НЭ представляет собой пары входных и выходных сигналов ОУ. В данном случае (рис. 2) входы для ОУ – это рейтинги R_1 – R_8 , а выходы – это пропускная способность $\bar{C}_{вых}$. Пример обучающей выборки для НЭ будет представлен в табл. 2.

В приведенном примере НЭ имеет 8 входов и 1 выход. Преимущество от использования нейроэмулятора заключается в том, что он реализует динамику ОУ, учитываются только входы и выходы ОУ (т. е. не требуется математическая модель, описывающая ОУ).

На втором этапе вычисляется ошибка управления E . После первого прямого прохода нейрорегулятора, формирования случайных значений рейтинга на выходе и расчета соответствующей данному рейтингу пропускной способности рассчитывается ошибка $E = \bar{C} - \bar{C}_{вых}$.

На третьем этапе реализуется обучение нейрорегулятора на основе алгоритма обратного распространения ошибки (ОРО) с применением метода обратного пропускания ошибки через прямой нейроэмулятор, суть которого поясняется рис. 3.

Пример обучающей выборки для НЭ

R_n								$\bar{C}_n$, Мбит/с
1	0	0	0	0	0	0	0	22
0	1	0	0	0	0	0	0	25
0	0	1	0	0	0	0	0	21
0	0	0	1	0	0	0	0	10
0	0	0	0	1	0	0	0	22
0	0	0	0	0	1	0	0	14
0	0	0	0	0	0	1	0	26
0	0	0	0	0	0	0	1	19

Рис. 3. Метод обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор

В соответствии с представленным рис. 3, ошибка E распространяется сначала через обученный нейроэмулятор (с зафиксированными после обучения весами W) от выхода ко входу [6]. При этом рассчитываются только градиенты между выходным и скрытым (δ_k^E) и между скрытым и входным (δ_j^E) слоями НЭ без корректировки весовых коэффициентов. Полученный градиент между скрытым и входным слоями НЭ (δ_j^E) используется для расчета градиента между выходным и скрытым слоями нейрорегулятора (δ_k^C). Далее рассчитывается градиент между скрытым и входным слоями нейрорегулятора (δ_j^C). При этом (в отличие от НЭ) производится корректировка весов W [6]. Указанные расчеты производятся в соответствии с алгоритмом ОРО [7]. Опишем аналитически процесс расчета градиентов нейрорегулятора и НЭ. Для этого введем обозначения: V_k^E – выход выходного слоя НЭ, V_j^E – выход скрытого слоя НЭ, V_k^C – выход выходного слоя нейрорегулятора, V_j^C – выход скрытого слоя нейрорегулятора, W_{kj}^E – веса между скрытым и выходным слоем НЭ, W_{ji}^E – веса между скрытым и входным слоем НЭ, W_{kj}^C – веса между скрытым и выходным слоем нейрорегулятора, W_{ji}^C – веса между скрытым и входным слоем нейрорегулятора:

$$\delta_k^E = f'(V_k^E) \cdot E; \quad (4)$$

$$\delta_j^E = \left(\sum_k \delta_k^E W_{kj}^E \right) \cdot f'(V_j^E); \quad (5)$$

$$\delta_k^C = \left(\sum_j \delta_j^E W_{ji}^E \right) \cdot f'(V_k^C); \quad (6)$$

$$\delta_j^C = \left(\sum_k \delta_k^C W_{kj}^C \right) \cdot f'(V_j^C). \quad (7)$$

В соответствии с методом обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор, имеем единую нейронную сеть, в которой весовые коэффициенты корректируются только в слоях нейрорегулятора, а градиенты НЭ используются для определения направления градиента нейрорегулятора. При этом обученный НЭ достаточно точно описывает нелинейную динамику изменения состояний ОУ без необходимости получения математической модели последнего.

При моделировании в среде Matlab на вход нейрорегулятора подавалась уставка в виде пропускной способности, нормированной на максимум (см. значения $\bar{C}$ в табл. 1)

На входах ОУ – значения ОСШ, изменяющиеся каждые 100 мс (см. значения Z в табл. 1), и значения рейтингов частотных каналов, сформированные на выходе ИНС.

Используемая архитектура ИНС: (1)-6-15-8, где 1 вход, 6 нейронов в первом скрытом слое, 15 нейронов во втором скрытом слое, 8 выходных нейронов.

График обучения ИНС представлен на рис. 4. После обучения ИНС получен следующий результат: наибольший рейтинг также соответствует седьмому частотному каналу (в соответствии с заданной уставкой), при этом точность формируемых решений достигает 10^{-5} .

Рис. 4. График обучения ИНС

Таким образом, предложены два способа для определения «белых пятен» в когнитивной системе связи. Дальнейшие исследования в данной области целесообразно направить на реализацию обучения нейрорегулятора с помощью алгоритма Левенберга-Марквардта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Михалев О.А., Аванесов М.Ю., Сорокин К.Н. Управление радиочастотным спектром в когнитивной сети радиосвязи // Информация и космос. 2017. № 1. С. 57–66.

2. Отчет (Сектора связи Международного союза электросвязи) МСЭ-R SM.2152 (09/2009) «Определения системы радиосвязи с программируемыми параметрами (SDR) и системы когнитивного радио (CRS)» («Definitions of Software Defined Radio (SDR) and Cognitive Radio System (CRS)»).
3. Комашинский В.И., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. М.: Горячая линия-Телеком, 2003. 94 с.
4. Рутковская Д., Пильминский М., Рутковский А. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия-Телеком, 2006. 452 с.
5. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение. М.: ДМК-Пресс, 2017. 652 с.
6. Омату С., Халид М., Юсоф Р. Нейроуправление и его приложения. М.: ИПРЖР, 2000. 272 с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.