

*В.Д. ДМИТРИЕНКО*, д-р техн. наук, НТУ "ХПИ" (г. Харьков),  
*О.А. ПОВОРОЗНЮК*, НТУ "ХПИ" (г. Харьков)

## **НОВЫЕ АЛГОРИТМЫ ОБУЧЕНИЯ ОДНО- И МНОГОМОДУЛЬНЫХ ДИСКРЕТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ АРТ**

Проанализированы недостатки алгоритмов обучения существующих дискретных нейронных сетей адаптивной резонансной теории (АРТ). Предложены новые алгоритмы обучения одно- и многомодульных дискретных нейронных сетей на основе генетических алгоритмов и алгоритмов обучения нейронных сетей АРТ без адаптации весов связей распределенных распознающих нейронов.

**Ключевые слова:** алгоритм обучения нейронных сетей, адаптивная резонансная теория (АРТ), нейронная сеть АРТ, генетический алгоритм.

**Постановка проблемы и анализ литературы.** Искусственные нейронные сети в последние 10–15 лет вызывают к себе повышенное внимание, поскольку с их помощью успешно решаются разнообразные сложные задачи, в том числе и задачи классификации [1–4]. Хотя многослойные перцептроны и целый ряд других нейронных сетей являются универсальными аппроксиматорами функций и успешно используются во многих практических приложениях, однако они имеют и серьёзные недостатки:

- большое время обучения;
- не обладают свойством стабильности – пластичности, то есть способностью воспринимать и запоминать новую информацию без потери или искажения уже имеющейся;
- не могут выделять новую входную информацию, относя любой входной вектор (входное изображение) к одному из уже известных классов.

Эти недостатки существенно затрудняют использование нейронных сетей при решении практических задач, поскольку в реальных задачах, как правило, исходная информация на этапе обучения нейронной сети полностью неизвестна и может быть получена только при эксплуатации реального объекта или системы, что требует многократного и трудоёмкого переобучения нейронной сети. Наличие этих существенных недостатков привело к разработке нового класса нейронных сетей – сетей адаптивной резонансной теории (Adaptive Resonance Theory (ART)), в которых в значительной мере решены проблемы стабильности – пластичности и обнаружения новой информации [3, 5].

Проблема большого времени обучения в нейронных сетях может решаться за счет использования модульного подхода, который характерен для мозга человека и высших животных [6] и широко используется в науке и технике. Этот подход предполагает разбиение сложной задачи на множество

отдельных подзадач, решение каждой из которых требует обучения существенно меньшей нейронной сети. Такой подход открывает и новые возможности в использовании нейронных сетей, например, создание иерархических систем распознавания и классификации. В частности, известны иерархические нейронные сети ART с разделением (Hierarchical ART with Splitting (HART-S)) и иерархические нейронные сети ART с объединением (Hierarchical ART with Joining (HART-J)).

На рис. 1 приведена сеть HART-J с тремя уровнями иерархии.

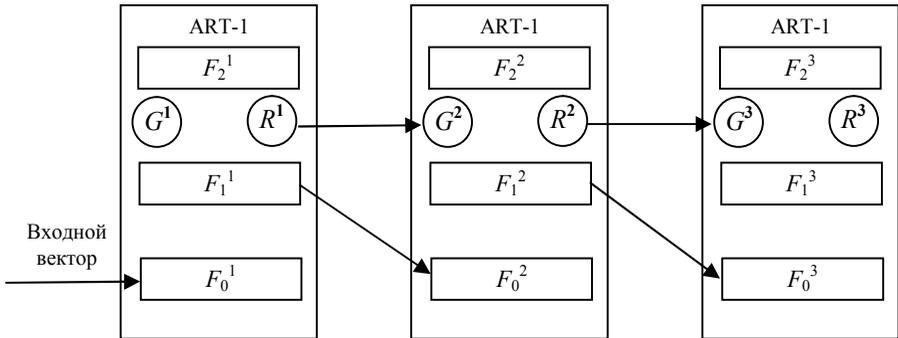


Рис. 1. Нейронная сеть HART-J с тремя уровнями иерархии

На каждом уровне иерархии используется дискретная нейронная сеть ART-1, архитектура которой приведена на рис. 2. Сеть ART-1 имеет три поля или слоя нейронов:

$F_0$  – поле или слой входных бинарных нейронов;

$F_1$  – слой бинарных интерфейсных нейронов, поля  $F_0$  и  $F_1$  часто рассматривают как одно поле и называют полем обрабатывающих нейронов;

$F_2$  – поле непрерывных распознающих  $Y$ -нейронов.

Распознающие нейроны  $Y$ -слоя могут находиться в одном из следующих состояний:

- неактивен ( $U_{\text{вых}, Y_j} = 0$ ), нейрон установлен в начальное состояние или проиграл соревнование с другими распознающими нейронами при предъявлении текущего входного изображения;

- заторможен ( $U_{\text{вых}, Y_j} = -1$ ), изображение, хранящееся в весах связей нейрона  $Y_j$  по параметру сходства не соответствует текущему входному изображению;

- активен ( $0 < U_{\text{вых}, Y_j} \leq 2$ ), выходной сигнал нейрона определяется

выражением  $U_{\text{вых}, Y_j} = U_{\text{вх}, Y_j} = \sum_{i=1}^n w_{ij} U_{\text{вых}, Z_i}$ ,  $j = \overline{1, m}$ ;

– активен ( $U_{\text{вых.}Y_j} = 1, U_{\text{вых.}Y_k} = 0, k = \overline{1, m}, k \neq j$ ), распознающий нейрон  $Y_j$  является победителем при предъявлении текущего изображения.

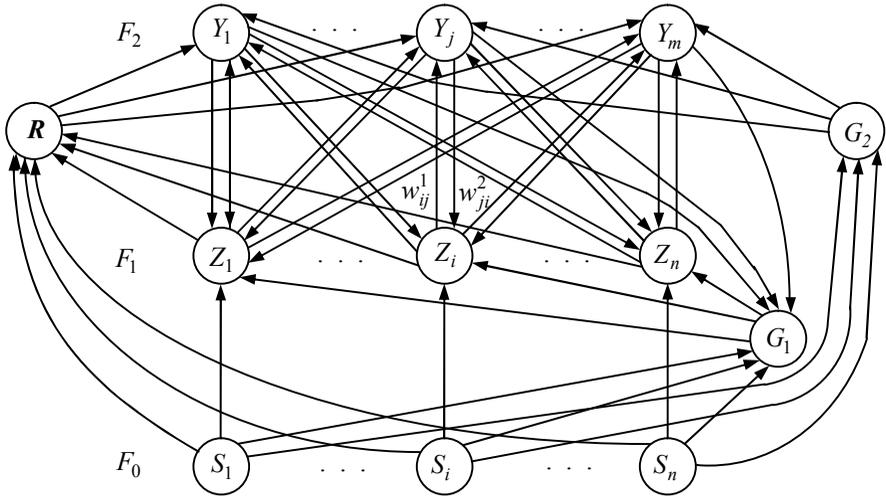


Рис. 2. Архитектура нейронной сети ART-1

Архитектура нейронной сети ART-1 включает также три управляющих нейрона:  $R, G_1$  и  $G_2$ . Нав рис. 1 нейроны  $G_1$  и  $G_2$  каждого модуля условно показаны одним нейроном  $G^i (i = \overline{1, 3})$ .

Большинство связей между нейронами сети ART-1 являются возбуждающими:

- все связи от нейронов входного слоя к  $Z$ -нейронам и управляющим нейронам  $G_1, G_2$  и  $R$ ;
- все связи между нейронами  $Y$ - и  $Z$ -слоев; при этом из-за наличия большого числа связей между нейронами на рис. 2 обозначена только одна пара связей с весами  $w_{ij}^1, w_{ji}^2$ ;
- от управляющих нейронов  $G_1, G_2$  к нейронам  $Z$ - и  $Y$ -слоев.

Тормозящие сигналы передаются только по связям от интерфейсных нейронов к управляющему нейрону  $R$ , от нейронов  $Y$ -слоя к нейрону  $G_1$  и от  $R$ -нейрона к распознающим нейронам. Все связи нейронной сети передают только бинарные сигналы.

Нейроны полей  $F_1$  и  $F_2$  переходят в активное состояние по правилу "два из трёх", то есть при наличии возбуждающих сигналов из двух различных источников.  $Y$ -нейроны переходят в активное состояние только при наличии

единичных сигналов как от интерфейсных элементов, так и от управляющего нейрона  $G_2$ ;  $Z$ -нейроны переходят в активное состояние при наличии либо единичных сигналов от  $S$ -нейрона и управляющего нейрона  $G_1$ , либо единичных сигналов от элементов входного и выходного полей нейронной сети.

Нейронная сеть может работать в двух режимах – обучения и распознавания. Будем полагать, что в основу первого режима положен метод быстрого обучения [7], предполагающий, что веса связей победившего распознающего нейрона достигают равновесных значений при предъявлении любого входного изображения. На основе этого метода предложен алгоритм обучения дискретных нейронных сетей ART-1 [7].

**Цель статьи** – анализ недостатков известных алгоритмов быстрого обучения дискретных одноступенчатых и иерархических сетей ART и разработка новых алгоритмов обучения этих нейронных сетей.

**Общий алгоритм обучения дискретных нейронных сетей ART-1 и его анализ.** Обозначения, принятые в алгоритме:

$n$  – число нейронов во входном и интерфейсном слоях и число бинарных компонент во входных изображениях или векторах;

$$S^l = (S_1^l, S_2^l, \dots, S_n^l) - n\text{-мерный входной вектор, } l = \overline{1, q};$$

$q$  – число обучающих векторов;

$m$  – максимальное число распознаваемых образов (и число нейронов в поле  $F_2$ );

$U_{\text{вх.}S^l} = (U_{\text{вх.}S_1^l}, U_{\text{вх.}S_2^l}, \dots, U_{\text{вх.}S_n^l})$ ,  $U_{\text{вых.}S^l} = (U_{\text{вых.}S_1^l}, U_{\text{вых.}S_2^l}, \dots, U_{\text{вых.}S_n^l})$  – соответственно  $n$ -мерный бинарный вектор входных и выходных сигналов элементов  $S$ -слоя при подаче на его вход изображения  $S^l$ ;

$U_{\text{вх.}Z} = (U_{\text{вх.}Z_1}, U_{\text{вх.}Z_2}, \dots, U_{\text{вх.}Z_n})$ ,  $U_{\text{вых.}Z} = (U_{\text{вых.}Z_1}, U_{\text{вых.}Z_2}, \dots, U_{\text{вых.}Z_n})$  – соответственно  $n$ -мерный бинарный вектор входных и выходных сигналов нейронов интерфейсного слоя;

$U_{\text{вх.}Y} = (U_{\text{вх.}Y_1}, U_{\text{вх.}Y_2}, \dots, U_{\text{вх.}Y_n})$ ,  $U_{\text{вых.}Y} = (U_{\text{вых.}Y_1}, U_{\text{вых.}Y_2}, \dots, U_{\text{вых.}Y_n})$  – соответственно  $m$ -мерный вектор входных и выходных сигналов элементов  $Y$ -слоя;

$\|S\|$  – норма вектора  $S$ ;

$p$  ( $0 < p < 1$ ) – параметр сходства между двумя изображениями – входным и хранящемся в весах связей победившего распознающего нейрона;

$w_{ij}^1, w_{ji}^2$  – веса связей, соответственно от нейрона  $Z_i$  к нейрону  $Y_j$  и от элемента  $Y_j$  к элементу  $Z_i$ ;

$L$  – константа;

$U_{\text{вых.}R}, U_{\text{вых.}G_1}, U_{\text{вых.}G_2}$  – выходные сигналы нейронов  $G_1, G_2, R$ .

*Шаг 1.* Иницируются параметры  $p$ ,  $L$ , веса связей  $w_{ij}^1, w_{ji}^2$  и выходные сигналы нейронов  $R$ ,  $G_1$ ,  $G_2$  и  $S$ -слоя. Рекомендуемые значения:

$$L = 2; w_{ij}^1 = 1/(1+n); w_{ij}^2 = 1; i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m};$$

$$U_{\text{вых.}R} = U_{\text{вых.}G_1} = U_{\text{вых.}G_2} = U_{\text{вых.}S_i} = 0, i = \overline{1, n}.$$

*Шаг 2.* Выполняются шаги 3 – 12 алгоритма до тех пор, пока не выполняются условия останова на шаге 12.

*Шаг 3.* Для каждого входного вектора  $S^l = (S_1^l, S_2^l, \dots, S_n^l)$ ,  $l = \overline{1, q}$ , выполняются шаги 4 – 11 алгоритма.

*Шаг 4.* Задаются выходные сигналы всех  $Y$ -нейронов:  $U_{\text{вых.}Y_j} = 0$ ,  $j = \overline{1, m}$ .

Активируются входным вектором  $S^l$  нейроны входного слоя:  $U_{\text{вых.}S_i^l} = S_i^l$ ,  $i = \overline{1, n}$ , и вычисляется норма вектора сигналов  $U_{\text{вых.}S^l}$ :

$\|U_{\text{вых.}S^l}\| = \|S^l\| = \sum_{i=1}^n S_i^l$ . Определяются выходные сигналы управляющих нейронов  $G_1$  и  $G_2$ :  $U_{\text{вых.}G_1} = U_{\text{вых.}G_2} = 1$ , если  $\|S^l\| \geq 1$ .

*Шаг 5.* Определяются входные и выходные сигналы нейронов  $Z$ -слоя:  $U_{\text{вх.}Z_i} = U_{\text{вых.}S_i}$ ,  $U_{\text{вых.}Z_i} = U_{\text{вх.}Z_i} \cap U_{\text{вых.}G_1}$ ,  $i = \overline{1, n}$ .

*Шаг 6.* Для каждого распознающего незаторможенного  $Y$ -элемента ( $U_{\text{вых.}Y_j} \neq -1$ ) вычисляется его выходной сигнал:  $U_{\text{вых.}Y_j} = \sum_{i=1}^n U_{\text{вых.}Z_i} w_{ij}^1$ ,  $j = \overline{1, m}$ .

*Шаг 7.* Пока не определен элемент  $Y_j$ , вектор весов связей которого по величине параметра сходства  $p$  соответствует вектору  $S^l$ , выполняются шаги 8 – 10 алгоритма.

*Шаг 8.* В слое распознающих нейронов определяется элемент  $Y_j$ , выходной сигнал которого удовлетворяет условию  $U_{\text{вых.}Y_j} \geq U_{\text{вых.}Y_j}$ ,  $j = \overline{1, m}$ .

При наличии нескольких таких нейронов выбирается нейрон с наименьшим индексом. Нейрон  $Y_j$  становится победителем при текущем предъявлении изображения  $S^l$  и  $U_{\text{вых.}Y_j} = 1$ . Этот сигнал затормаживает управляющий нейрон  $G_1$ . Если  $U_{\text{вых.}Y_j} = -1$ , то входной вектор не может быть распознан и запомнен, поскольку все нейроны распознающего слоя заторможены.

*Шаг 9.* По правилу "два из трех" определяются сигналы на выходах  $Z$ -элементов:  $U_{\text{вых.}Z_i} = U_{\text{вых.}S_i} w_{ji}^2$ , а затем – норма вектора  $U_{\text{вых.}Z}$ :

$$\|U_{\text{вых.}Z}\| = \sum_{i=1}^n U_{\text{вых.}Z_i}.$$

*Шаг 10.* С помощью заданного значения параметра сходства определяется условие возможности обучения выделенного элемента  $Y_j$  входным изображением  $S^l$ . Если  $\|U_{\text{вых.}Z}\|/\|S^l\| < p$ , то обучение невозможно, нейрон  $Y_j$  затормаживается ( $U_{\text{вых.}Y_j} = -1$ ,) и начинается поиск нового нейрона-победителя в  $Y$ -слое переходом на шаг 7 алгоритма. Если  $\|U_{\text{вых.}Z}\|/\|S^l\| \geq p$ , то обучение элемента  $Y_j$  возможно.

*Шаг 11.* Корректируются веса связей нейрона  $Y_j$  с помощью соотношений:

$$w_{ij}^1 = \frac{LU_{\text{вых.}Z_i}}{L-1+\|U_{\text{вых.}Z}\|}, \quad w_{ji}^2 = U_{\text{вых.}Z_i}, \quad i = \overline{1, n}. \quad (1)$$

*Шаг 12.* Проверяются условия останова работы алгоритма: отсутствие изменения весов связей нейронной сети в течение эпохи; достижение заданного числа эпох и т.д.

*Шаг 13.* Останов.

Если в режиме обучения найденный прототип, хранящийся в весах связей сети, модифицируется, чтобы стать более похожим на предъявленный нейронной сети вектор, то в режиме распознавания веса связей, распределенных на этапе обучения нейронов сети, остаются неизменными. В остальном алгоритмы обучения и распознавания сети ART-1 очень похожи [5]. Не распределенные во время обучения распознающие нейроны могут как накапливать новую информацию, так и не использоваться.

Зная алгоритмы функционирования нейронной сети ART-1, рассмотрим пример классификации с помощью нейронной сети HART-J (рис. 1) следующего множества двоичных векторов:

$$\begin{aligned} S^1 &= (00001111), S^5 = (00000111), S^9 = (01110000), S^{13} = (00000011), \\ S^2 &= (11111100), S^6 = (00001101), S^{10} = (10110000), S^{14} = (11010000), \\ S^3 &= (11110000), S^7 = (00001011), S^{11} = (00111111), \\ S^4 &= (11000000), S^8 = (11100000), S^{12} = (00111100), \end{aligned}$$

Пусть сеть ART-1 на первом уровне иерархии в сети HART-J имеет следующие параметры:  $m = 14$ ;  $n = 8$ ;  $q = \overline{14}$ ;  $L = \overline{2}$ ;  $p = p^{1m} = 0,75$  – параметр сходства;  $w_{ij}^{1(1m)}(0) = 1/(1+n) = 0,111$ ; ( $i = \overline{1, n}$ ;  $j = \overline{1, m}$ ) – начальные веса связей от нейронов  $Z$ -слоя к распознающим  $Y$ -элементам модуля;  $w_{ji}^{2(1m)}(0) = 1$ ; ( $i = \overline{1, n}$ ;  $j = \overline{1, m}$ ) – начальные веса связей от распознающих  $Y$ -нейронов к  $Z$ -нейронам, где индекс 1m указывает на принадлежность

параметров первому модулю HART-J.

Будем полагать, что модули второго и третьего уровней иерархии сети HART-J отличаются от модуля первого уровня только параметрами сходства:  $p^{2м} = 0,6$  и  $p^{3м} = 0,33$ , где  $p^{2м}$  и  $p^{3м}$  – соответственно параметры сходства для второго и третьего модулей сети HART-J.

Обучение сети HART-J выполним с помощью алгоритма, обучающего модули иерархической сети последовательно, начиная с первого модуля. При этом, обучение каждого последующего модуля начинается только после окончания обучения предыдущего модуля. Обучающие двоичные вектора на вход сети HART-J подаются циклически, начиная с  $S^1$ :  $S^1, S^2, \dots, S^{14}, S^1, S^2, \dots$

При предъявлении первого вектора  $S^1 = (00001111)$  в результате выполнения шагов 1 – 11 алгоритма получим, что победителем будет нейрон  $Y_1^{1м}$ . Веса связей этого нейрона определяются по соотношениям (1):

$$w_{11}^{1(1м)} = w_{21}^{1(1м)} = w_{31}^{1(1м)} = w_{41}^{1(1м)} = 0; \quad w_{51}^{1(1м)} = w_{61}^{1(1м)} = w_{71}^{1(1м)} = w_{81}^{1(1м)} = 0,4;$$

$$w_{11}^{2(1м)} = w_{12}^{2(1м)} = w_{13}^{2(1м)} = w_{14}^{2(1м)} = 0; \quad w_{15}^{2(1м)} = w_{16}^{2(1м)} = w_{17}^{2(1м)} = w_{18}^{2(1м)} = 1.$$

В результате распределения первого распознающего нейрона, матрицы весов связей первого модуля примут вид, приведенный в табл. 1 и 2, где  $W^{1(1м)}$ ,  $W^{2(1м)}$  – соответственно матрицы весов от  $Z$ -элементов к  $Y$ -элементам и от  $Y$ -элементов к  $Z$ -нейронам.

Таблица 1

Матрица весов связей  $W^{1(1м)}$  после распределения первого распознающего нейрона

Нейрон	Y-слой	Z-слой			
Z-слой		$Y_1^{1м}$	$Y_2^{1м}$	...	$Y_{14}^{1м}$
$Z_1^{1м}$		0	0,111	...	0,111
$Z_2^{1м}$		0	0,111	...	0,111
$Z_3^{1м}$		0	0,111	...	0,111
$Z_4^{1м}$		0	0,111	...	0,111
$Z_5^{1м}$		0,4	0,111	...	0,111
$Z_6^{1м}$		0,4	0,111	...	0,111
$Z_7^{1м}$		0,4	0,111	...	0,111
$Z_8^{1м}$		0,4	0,111	...	0,111

Анализ структуры нейронной сети АРТ-1 (рис. 2), соотношений (1) и табл. 1 и 2 показывает, что матрица весов связей  $W^2$  любого модуля  $i$  ( $i = \overline{1,3}$ ) однозначно определяется по матрице  $W^1$ , поэтому в дальнейшем будем анализировать только матрицу  $W^{1(iм)}$   $i = \overline{1,3}$  весов связей от элементов  $Z$ -слоя к распознающим элементам  $Y$ -слоя.

После предъявления второго входного вектора  $S^2 = (11111100)$  в

результате выполнения шагов 3 – 8 алгоритма нейроном-победителем в  $Y$ -слое становится нейрон  $Y_1^{1M}$ . Однако, определение параметра сходства  $p^{1M} = \left\| U_{\text{вых.}Z^{1M}} \right\| / \left\| S^2 \right\| = 2/6 < 0,75$  показывает, что входной вектор недостаточно похож на вектор, хранящийся в весах связей нейрона  $Y_1^{1M}$ .

Таблица 2

Матрица весов связей  $W^{2(1M)}$  после распределения первого распознающего нейрона

Нейрон									
Y-слой	Z-слой	$Z_1^{1M}$	$Z_2^{1M}$	$Z_3^{1M}$	$Z_4^{1M}$	$Z_5^{1M}$	$Z_6^{1M}$	$Z_7^{1M}$	$Z_8^{1M}$
$Y_1^{1M}$		0	0	0	0	1	1	1	1
$Y_2^{1M}$		1	1	1	1	1	1	1	1
...		...	...	...	...	...	...	...	...
$Y_{14}^{1M}$		1	1	1	1	1	1	1	1

Поэтому нейрон  $Y_1^{1M}$  затормаживается и распределяется нейрон  $Y_2^{1M}$ , веса связей которого корректируются по соотношениям (1):

$$w_{12}^{1(1M)} = w_{22}^{1(1M)} = \dots = w_{62}^{1(1M)} = 0,286; \quad w_{72}^{1(1M)} = w_{82}^{1(1M)} = 0;$$

$$w_{21}^{2(1M)} = w_{22}^{2(1M)} = \dots = w_{26}^{2(1M)} = 1; \quad w_{27}^{2(1M)} = w_{28}^{2(1M)} = 0.$$

После окончания первой эпохи обучения (последующего предъявления векторов  $S^3, S^4, \dots, S^{14}$ ) матрица весов связей  $W^{1(1M)}$  принимает вид, приведенный в табл. 3.

Таблица 3

Матрица весов связей  $W^{1(1M)}$  после первой эпохи обучения

Нейрон													
Z-слой	Y-слой	$Y_1^{1M}$	$Y_2^{1M}$	$Y_3^{1M}$	$Y_4^{1M}$	$Y_5^{1M}$	$Y_6^{1M}$	$Y_7^{1M}$	$Y_8^{1M}$	$Y_9^{1M}$	$Y_{10}^{1M}$	...	$Y_{14}^{1M}$
$Z_1^{1M}$		0	0,667	0	0	0,5	0	0,5	0	0,5	0,111	...	0,111
$Z_2^{1M}$		0	0,667	0	0	0,5	0,5	0	0	0,5	0,111	...	0,111
$Z_3^{1M}$		0	0	0	0	0,5	0,5	0,5	0,4	0	0,111	...	0,111
$Z_4^{1M}$		0	0	0	0	0	0,5	0,5	0,4	0,5	0,111	...	0,111
$Z_5^{1M}$		0	0	0,5	0,5	0	0	0	0,4	0	0,111	...	0,111
$Z_6^{1M}$		0	0	0,5	0	0	0	0	0,4	0	0,111	...	0,111
$Z_7^{1M}$		0,667	0	0	0,5	0	0	0	0	0	0,111	...	0,111
$Z_8^{1M}$		0,667	0	0,5	0,5	0	0	0	0	0	0,111	...	0,111

Во время второй эпохи обучения распределяется еще три  $Y$ -нейрона и матрица весов связей  $W^{1(1M)}$  приобретает окончательный вид (табл. 4).

После окончания обучения первого модуля иерархической сети HART-J начинается обучение второго модуля, который имеет те же начальные параметры, что и первый модуль, за исключением параметра сходства, который для этого модуля меньше:  $p^{2m} = 0,6$ . Обучение начинается с предъявления первому модулю сети входного вектора  $S^1 = (00001111)$ . Нейроном-победителем первого модуля становится  $Y_3^{1m}$ , а на выходе нейронов  $Z$ -слоя этого модуля появляется вектор  $U_{\text{вых.}Z^{1m}} = (00001101)$ , который поступает на вход  $S$ -нейронов второго модуля:  $U_{\text{вх.}S^{1(2m)}} = U_{\text{вых.}Z^{2m}}$ , где индекс  $2m$  указывает на принадлежность ко второму модулю сети HART-J.

Таблица 4

Матрица весов связей  $W^{1(1m)}$  после второй эпохи обучения

Нейрон	Y-слой	$Y_1^{1m}$	$Y_2^{1m}$	$Y_3^{1m}$	$Y_4^{1m}$	$Y_5^{1m}$	$Y_6^{1m}$	$Y_7^{1m}$	$Y_8^{1m}$	$Y_9^{1m}$	$Y_{10}^{1m}$	$Y_{11}^{1m}$	$Y_{12}^{1m}$	$Y_{13}^{1m}$	$Y_{14}^{1m}$
		Z-слой													
$Z_1^{1m}$	0	0,667	0	0	0,5	0	0,5	0	0,5	0,286	0	0	0,111	0,111	
$Z_2^{1m}$	0	0,667	0	0	0,5	0,5	0	0	0,5	0,286	0	0	0,111	0,111	
$Z_3^{1m}$	0	0	0	0	0,5	0,5	0,5	0,4	0	0,286	0	0,286	0,111	0,111	
$Z_4^{1m}$	0	0	0	0	0	0,5	0,5	0,4	0,5	0,286	0	0,286	0,111	0,111	
$Z_5^{1m}$	0	0	0,5	0,5	0	0	0	0,4	0	0,286	0	0,286	0,111	0,111	
$Z_6^{1m}$	0	0	0,5	0	0	0	0	0,4	0	0,286	0,5	0,286	0,111	0,111	
$Z_7^{1m}$	0,667	0	0	0,5	0	0	0	0	0	0	0,5	0,286	0,111	0,111	
$Z_8^{1m}$	0,667	0	0,5	0,5	0	0	0	0	0	0	0,5	0,286	0,111	0,111	
Распоз. вектора	$S^{13}$	$S^4$	$S^1, S^6$	$S^7$	$S^3, S^8$	$S^9$	$S^{10}$	$S^{12}$	$S^{14}$	$S^2$	$S^5$	$S^{11}$	–	–	

При предъявлении первого обучающего вектора  $U_{\text{вх.}S^{1(2m)}}$  второму модулю иерархической нейронной сети в результате выполнения шагов 1 – 11 алгоритма обучения победителем становится нейрон  $Y_1^{2m}$ . Веса связей этого нейрона по соотношениям (1), имеют следующие значения:

$$w_{11}^{1(2m)} = w_{21}^{1(2m)} = w_{31}^{1(2m)} = w_{41}^{1(2m)} = w_{71}^{1(2m)} = 0; \quad w_{51}^{1(2m)} = w_{61}^{1(2m)} = w_{81}^{1(2m)} = 0,5;$$

$$w_{11}^{2(2m)} = w_{12}^{2(2m)} = w_{13}^{2(2m)} = w_{14}^{2(2m)} = w_{17}^{2(2m)} = 0; \quad w_{15}^{2(2m)} = w_{16}^{2(2m)} = w_{18}^{2(2m)} = 1.$$

Последующее предъявление на вход сети HART-J векторов  $S^1, S^2, \dots, S^{14}$  приводит к появлению на входе второго модуля обучающей последовательности векторов:

$$S^{1(2m)} = (00001101), S^{5(2m)} = (00000111), S^{9(2m)} = (01110000), S^{13(2m)} = (00000011),$$

$$S^{2(2m)} = (11111100), S^{6(2m)} = (00001101), S^{10(2m)} = (10110000), S^{14(2m)} = (11010000).$$

$$S^{3(2m)} = (11100000), S^{7(2m)} = (00001011), S^{11(2m)} = (00111111),$$

$$S^{4(2m)} = (11000000), S^{8(2m)} = (11100000), S^{12(2m)} = (00111100),$$

Обучение второго модуля иерархической нейронной сети выполняется за три эпохи, в результате чего получается матрица весов связей  $W^{1(2M)}$  приведенная в табл. 5.

Таблица 5

Матрица весов связей  $W^{1(2M)}$  после окончания обучения второго модуля сети HART-J

Нейрон	Y-слой	$Y_1^{2M}$	$Y_2^{2M}$	$Y_3^{2M}$	$Y_4^{2M}$	$Y_5^{2M}$	$Y_6^{2M}$	$Y_7^{2M}$	...	$Y_{14}^{2M}$
$Z_1^{2M}$		0	0,667	0	0	0	0	0,111	...	0,111
$Z_2^{2M}$		0	0,667	0	0	0	0	0,111	...	0,111
$Z_3^{2M}$		0	0	0	0,667	0	0,4	0,111	...	0,111
$Z_4^{2M}$		0	0	0	0,667	0	0,4	0,111	...	0,111
$Z_5^{2M}$		0	0	0	0	0,667	0,4	0,111	...	0,111
$Z_6^{2M}$		0,667	0	0	0	0,667	0,4	0,111	...	0,111
$Z_7^{2M}$		0	0	0,667	0	0	0	0,111	...	0,111
$Z_8^{2M}$		0,667	0	0,667	0	0	0	0,111	...	0,111
Распоз. вектора		$S^1, S^6$	$S^3, S^4, S^8, S^4$	$S^5, S^7, S^{13}$	$S^9, S^{10}$	–	$S^2, S^{11}, S^{12}$	–	–	–

Аналогично второму модулю сети HART-J обучается и ее третий модуль при параметре сходства  $p^{3M} = 0,33$ . Входная последовательность для этого модуля (при неизменяемой входной последовательности обучения  $S^1, S^2, \dots, S^{14}$  для первого модуля сети) будет следующая:

$$\begin{aligned}
 S^{1(2M)} &= (00000101), S^{5(2M)} = (00000011), S^{9(2M)} = (00110000), S^{13(2M)} = (00000011), \\
 S^{2(2M)} &= (00111100), S^{6(2M)} = (00000101), S^{10(2M)} = (00110000), S^{14(2M)} = (11000000), \\
 S^{3(2M)} &= (11000000), S^{7(2M)} = (00000011), S^{11(2M)} = (00111100), \\
 S^{4(2M)} &= (11000000), S^{8(2M)} = (11000000), S^{12(2M)} = (00111100),
 \end{aligned}$$

В результате обучения третьего модуля получается матрица весов связей  $W^{1(3M)}$ , приведенная в табл. 6.

Таким образом, первый модуль сети HART-J разбивает исходные 14 векторов на 12 классов, второй – на пять и третий – на три. Рассмотрим детально результаты примера.

Анализ входной последовательности, алгоритма обучения нейронной сети ART-1 и матрицы весов связей  $W^{1(1M)}$  показывает, что если вектора  $S^6, S^7$  во входной последовательности поменять местами, то разбиение входных векторов на классы первым модулем изменится, поскольку нейрон  $Y_3^{1M}$  будет относиться к одному классу вектора  $S^1$  и  $S^7$ , а вектор  $S^6$  запомнится нейроном  $Y_4^{1M}$  как представитель отдельного класса. Подобная ситуация возникает и в отношении тройки векторов  $S^3, S^8, S^9$ , точнее, нужно рассматривать не три вектора, а пять:  $S^3, S^8, S^9, S^{10}, S^{14}$ , поскольку класс из двух векторов с вектором

$S^3$  может (в зависимости от изменения порядка следования векторов  $S^i$  ( $i = 1, 14$ ) во входной последовательности) образовывать любой из векторов  $S^8, S^9, S^{10}, S^{14}$ , так как каждый из них отличается от вектора  $S^3$  только одним единичным элементом.

Таблица 6

Матрица весов связей  $W^{1(3M)}$  после окончания обучения третьего модуля сети HART-J

Нейрон	$Y_{\text{слой}}$	$Y_1^{3M}$	$Y_2^{3M}$	$Y_3^{3M}$	$Y_4^{3M}$	...	$Y_{14}^{3M}$
$Z_1^{3M}$		0	0	0,667	0,111	...	0,111
$Z_2^{3M}$		0	0	0,667	0,111	...	0,111
$Z_3^{3M}$		0	0,667	0	0,111	...	0,111
$Z_4^{3M}$		0	0,667	0	0,111	...	0,111
$Z_5^{3M}$		0	0	0	0,111	...	0,111
$Z_6^{3M}$		0	0	0	0,111	...	0,111
$Z_7^{3M}$		0	0	0	0,111	...	0,111
$Z_8^{3M}$		1	0	0	0,111	...	0,111
Распоз. вектора		$S^1, S^5, S^6, S^7, S^{13}$	$S^2, S^9, S^{10}, S^{11}, S^{12}$	$S^3, S^4, S^8, S^{14}$	–	–	–

В связи с этим напрашивается алгоритм обучения одно- и многомодульных нейронных сетей ART с изменяющейся входной последовательностью. Поскольку  $q$  входных обучающих векторов можно упорядочить  $q!$  способами, то полный перебор всех входных последовательностей векторов реален только при небольших значениях  $q$ . Поэтому в реальных задачах при больших значениях  $q$  целесообразно использовать эволюционные методы поиска приемлемых решений, в частности, генетические алгоритмы. В генетических алгоритмах объекты эволюции – хромосомы, представляющие собой закодированные решения рассматриваемой задачи. Поэтому в качестве хромосом при генерировании начальной популяции в рассматриваемой задаче необходимо брать некоторое множество возможных входных последовательностей. Полученные особи (хромосомы) оцениваются одним или несколькими критериями и с помощью тех или иных операторов селекции [8, 9] лучшие из них отбираются для воспроизводства (репродукции) потомков с помощью генетических операторов: скрещивания (простого или одноточечного, двухточечного, упорядоченного, циклического и т. д.), мутаций (различных видов), инверсии (поворотов хромосом или ее участков на 180 градусов). Процесс селекции и воспроизводство потомков продолжается до тех пор, пока улучшается качество получаемых решений рассматриваемой задачи.

Видимо, несложно придумать задачу, где множество векторов  $S^3, S^8, S^9, S^{10}, S^{14}$  или векторов:  $S^1, S^5, S^6, S^7$  должно относиться к одному классу, однако классические и генетические алгоритмы обучения дискретных сетей ART не

позволяют получить такие классы при любом порядке векторов  $S^i$  ( $i = \overline{1, 14}$ ) во входной последовательности.

С целью расширения возможностей обучения дискретных нейронных сетей ART в работе [10] предложены алгоритмы обучения без коррекции весов связей распределенных нейронов. Однако запрет коррекции весов связей всех распределенных  $Y$ -нейронов имеет и свои отрицательные стороны. Например, если вектора  $S^2$  и  $S^{11}$  подать первыми, то все множество входных данных разобьется только на два класса (хотя в каких-то задачах классификации это может быть и лучшим решением). Если подавать входную последовательность векторов в первоначально заданном порядке, но запретить адаптацию весов связей нейронов, запомнивших векторы  $S^1$  и  $S^3$ , то при  $p^{1M} = 0,75$  получим следующую матрицу весов связей  $W^{1(1M)}$  и классы векторов (табл. 7).

Таблица 7

Матрица весов связей  $W^{1(1M)}$  после окончания обучения первого модуля сети HART-J

Нейрон	$Y$ -слой	$Y_1^{1M}$	$Y_2^{1M}$	$Y_3^{1M}$	$Y_4^{1M}$	$Y_5^{1M}$	$Y_6^{1M}$	...	$Y_{14}^{1M}$
$Z_1^{1M}$		0	0	0,4	0	0,286	0,111	...	0,111
$Z_2^{1M}$		0	0	0,4	0	0,286	0,111	...	0,111
$Z_3^{1M}$		0	0,4	0,4	0,286	0,286	0,111	...	0,111
$Z_4^{1M}$		0	0,4	0,4	0,286	0,286	0,111	...	0,111
$Z_5^{1M}$		0,4	0,4	0	0,286	0,286	0,111	...	0,111
$Z_6^{1M}$		0,4	0,4	0	0,286	0,286	0,111	...	0,111
$Z_7^{1M}$		0,4	0	0	0,286	0	0,111	...	0,111
$Z_8^{1M}$		0,4	0	0	0,286	0	0,111	...	0,111
Распоз. вектора		$S^1, S^5, S^6, S^7, S^{13}$	$S^2$	$S^3, S^4, S^8, S^9, S^{10}, S^{14}$	$S^{11}$	$S^{12}$	–	–	–

В соответствующие классы векторов вошли также векторы  $S^4$  и  $S^{13}$ , хотя они отличаются соответственно от векторов  $S^1$  и  $S^3$  не одним, а двумя двоичными разрядами. Это связано с особенностью определения параметра сходства, которая становится существенной при запрещении адаптации весов связей распределенных нейронов. Рассмотрим определение параметра сходства  $p^{1M}$  при подаче на вход обученного первого модуля сети вектора  $S^{13}$ . Нейроном победителем в этом случае станет нейрон  $Y_1^{1M}$ , а параметр сходства определится выражением

$$p^{1M} = \left\| U_{\text{вых.}Z^{1M}}(Y_1^{1M}, S^{13}) \right\| / \left\| U_{\text{вых.}S}(S^{13}) \right\| = \left\langle W_{Y_1Z}^{2(1M)}, U_{\text{вых.}S}(S^{13}) \right\rangle / \left\| U_{\text{вых.}S}(S^{13}) \right\|,$$

где  $\left\| U_{\text{вых.}Z^{1M}}(Y_1^{1M}, S^{13}) \right\|$  – норма вектора выходных сигналов нейронов  $Z$ -слоя

при нейроне-победителе  $Y_1^{1M}$  и входном векторе сети  $S^{13}$ ;  $\|U_{\text{вых.}S}(S^{13})\|$  – норма вектора выходных сигналов нейронов  $S$ -слоя при входном векторе сети  $S^{13}$ ;  $\langle W_{Y_1,Z}^{2(1M)}, U_{\text{вых.}S}(S^{13}) \rangle$  – скалярное произведение вектора весов связей от нейрона-победителя  $Y_1^{1M}$  к элементам  $Z$ -слоя и вектора выходных сигналов элементов  $S$ -слоя.

Поскольку  $W_{Y_1,Z}^{2(1M)} = (W_{11}^{2(1M)}, W_{12}^{2(1M)}, \dots, W_{18}^{2(1M)}) = (00001111)$  и  $U_{\text{вых.}S}(S^{13}) = (00000011)$ , то

$$p^{1M} = \langle W_{Y_1,Z}^{2(1M)}, U_{\text{вых.}S}(S^{13}) \rangle / \|U_{\text{вых.}S}(S^{13})\| = \left( \sum_{i=1}^8 w_{1i}^{2(1M)} U_{\text{вых.}S,i} \right) / \|(00000011)\| = 2/2 = 1.$$

Поэтому в тех случаях, когда запрещена адаптация весов связей всех или части распределенных распознающих нейронов и нежелательно формирование классов векторов с большим расстоянием по Хеммингу между ними, необходимо вводить дополнительный параметр сходства  $p_x$ , учитывающий расстояние по Хеммингу, или отношение вида

$$p^* = \frac{\|S^{\text{вх.}}\|}{\|W_{JZ}^2\|},$$

где  $p^*$  – дополнительный параметр сходства;  $\|S^{\text{вх.}}\|$  – норма входного вектора нейронной сети;  $\|W_{JZ}^2\|$  – норма весов связей от нейрона-победителя  $J$  к  $Z$ -слою нейронов.

Если в рассматриваемом примере использовать дополнительный параметр сходства, потребовав, например, чтобы расстояние по Хеммингу  $p_x$  между входным вектором и вектором весов связей от нейрона-победителя  $Y_J$  к элементам  $Z$ -слоя не превышало единицы или выполнялось условие  $p^* \geq 0,75$ , то входные вектора  $S^4$  и  $S^{13}$  будут запомнены отдельными распознающими  $Y$ -нейронами, т. е. выделятся нейронной сетью как отдельные классы.

В заключение отметим, что генетические алгоритмы обучения нейронных сетей ART могут использоваться совместно с алгоритмами обучения нейронных сетей ART с полным или частичным запрещением адаптации весов связей распределенных распознающих нейронов.

**Выводы.** Проанализированы недостатки известных алгоритмов обучения дискретных нейронных сетей адаптивной резонансной теории, не позволяющие их эффективно использовать в реальных системах распознавания и классификации. Впервые для обучения одно- и

многомодульных дискретных нейронных сетей ART предложены генетические алгоритмы, алгоритмы обучения с частичным запрещением адаптации весов связей распределенных распознающих нейронов, а также генетические алгоритмы с полным или частичным запрещением адаптации весов связей распределенных распознающих нейронов.

**Список литературы:** 1. *Хайкин С.* Нейронные сети: Полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с. 2. *Бодянский Е.В., Руденко О.Г.* Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применение. – Х.: ТЕЛТЕХ, 2004. – 372 с. 3. *Комарцова А.Г., Максимов А.В.* Нейрокомпьютеры. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 320 с. 4. *Галушкин А.И.* Нейрокомпьютеры и их применение на рубеже тысячелетий в Китае. В 2-х томах. Том 2. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 464 с. 5. *Grossberg S.* Competitive learning: from interactive activation to adaptive resonance // *Cognitive Science*. – 1987. – Vol. 11. – P. 23-63. 6. *Bartfai G. Whrite R.* ART-based Modular Networks for Incremental Learning of Hierarchical Clustering. Technical Report CS-TR-96/11. Department of Computer Science. Victoria University of Wellington. New Zealand, 1996. – P. 1-28. 7. *Fausett L.* Fundamentals of Neural Networks. Architectures, Algorithms and Applications. – New Jersey: Prentice Hall International, Inc., 1994. – 461 p. 8. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / *Г.К. Вороновский, К.В. Махотило, С.Н. Петрашев, С.А. Сергеев* – Х.: Основа: 1997. – 112 с. 9. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Генетические алгоритмы. – М.: Физматлит, 2006. – 320 с. 10. *Дмитриенко В.Д., Носков В.И., Хавина И.П.* Алгоритмы обучения дискретных сетей ART без адаптации весов связей распределенных распознающих нейронов / *Вісник НТУ "ХПІ"*. Збірник наукових праць. Тем. вип.: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2006.– № 23. – С. 35-48.

УДК 681.513:620.1

**Нові алгоритми навчання одно- та багатомодульних дискретних нейронних мереж ART / Дмитрієнко В.Д., Поворознюк О.А.** // *Вісник НТУ "ХПІ"*. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ", 2008. – № 24. – С. 51 – 64.

Проаналізовано недоліки алгоритмів навчання існуючих дискретних нейронних мереж адаптивної резонансної теорії (АРТ). Запропоновано нові алгоритми навчання одно- та багатомодульних дискретних нейронних мереж на основі генетичних алгоритмів і алгоритмів навчання нейронних мереж АРТ без адаптації ваг зв'язків розподілених нейронів, що розпізнають. Лл.: 2. Табл.: 7. Бібліогр.: 10 джерел.

**Ключові слова:** алгоритм навчання нейронних мереж, адаптивна резонансна теорія (АРТ), нейронна мережа АРТ, генетичний алгоритм.

UDC 681.513:620.1

**New algorithms of the education one- and multimodul discrete neural networks ART / Dmitrienko V. D., Povorozyuk O. A.** // *Herald of the National Technical University "KhPI"*. Subject issue: Information science and modelling. – Kharkov: NTU "KhPI", 2008. – № 24. – P. 51 – 64.

It have been analysed defects of education algorithms of existing discrete neural networks for adaptive resonance theory (ART). It have been offered new algorithms of e education one- and multimodul discrete neural networks based on genetic algorithms and algorithm of education neural networks ART without adapting weight relations of portioned recognizing neurons. Figs: 2. Tabl.: 7. Refs: 10 sources.

**Key words:** algorithm of education neural networks, adaptive resonance theory (ART), neural network ART, genetic algorithm.

*Поступила в редакцию 25.04.2008*