

## Адаптивная резонансная теория: нейронная сеть ART 3.

Теория адаптивного резонанса, введенная G.A. Carpenter и S. Grossberg, это вид нейронных сетей, которые осуществляют классификацию произвольных последовательностей двоичных или аналоговых входных образов. Привлекательной особенностью таких нейросетей является то, что они решают дилемму стабильности и пластичности, при которой обучающая система способна изучать новые образы, сохраняя ранее полученные знания.

ART 1 – самая первая модель нейронной сети, основанная на адаптивной резонансной теории [4] (рассмотрена в первой части лекций по Адаптивной резонансной теории). Эта сеть классифицирует двоичные входные образы. Следующим шагом стала нейронная сеть ART 2 [5], которая выполняет тоже самое, как для двоичных, так и для аналоговых входных образов, которые могут быть сколь угодно близки друг к другу. Механизм поиска подходящего нейрона или категории в ART 1 и ART 2 не позволял использовать данные нейросети, как элементы более крупных иерархических нейронных сетей. Эта проблема решена в нейронной сети ART 3. Существует много нейросетей, основанных на Адаптивной резонансной теории (см. обзор в [1]), однако, все они описываются стационарными уравнениями. Нейронная сеть ART 3 включает дифференциальные уравнения, которые описывают механизм действия нейромедиаторов в синапсе.

### 1 Общие идеи нейронной сети ART 3.

Большинство нейронных сетей ART состоит из двух слоев: слой сравнения  $F_1$  и слоя распознавания  $F_2$ , которые связаны между собой восходящими и нисходящими весами. Поскольку веса могут меняться в течении обучения, они называются переменными долговременной памяти (LTM). Представление входного образа, как в слое  $F_1$ , так и в слое  $F_2$ , называется кратковременной памятью (STM). Входной образ подается в слой  $F_1$ , который генерирует восходящий сигнал в слой  $F_2$  с помощью LTM весов. Происходит поиск наиболее похожего вектора, который представляет категорию, и активируется соответствующий нейрон. После этого слой  $F_2$  генерирует нисходящий сигнал в слой  $F_1$  с помощью LTM весов. Слой  $F_1$ , таким образом, получает два вектора, которые сравнивает с помощью критерия соответствия. Критерий соответствия задается параметром бдительности  $\rho$ . Если восходящие и нисходящие сигналы совпадают согласно критерию, то происходит **резонанс** и веса соответствующего нейрона в слое  $F_2$  обновляются. В противном случае генерируется сигнал сброса и запускается новый поиск соответствия.

В приложениях нейросети ART могут встраиваться в более крупные иерархично организованные архитектуры, например, в модель воспроизведения речи и восприятия [2]. В таком случае невозможно провести четкое различие между характеристиками слоя сравнения  $F_1$  и слоя распознавания  $F_2$ , так как слой  $F_2$  также будет являться слоем сравнения для следующего слоя в нейросетевой архитектуре. Чтобы каждый слой в иерархии выполнял обе функции (являлся слоем сравнения и слоем распознавания), необходимо, чтобы слои имели одинаковую структуру. Основное свойство, требуемое от слоя сравнения для аналоговых входных векторов, это усиление контраста и нормализация. Поэтому в качестве структуры для каждого слоя подходит трёхуровневая структура слоя сравнения  $F_1$  нейронной сети ART 2 [5].

В нейросетях ART 1 и ART 2 при обучении восходящие и нисходящие веса долговременной памяти (LTM) обновляются гораздо медленней по сравнению с быстрой обработкой информации в кратковременной памяти (STM). Архитектура ART 3 включает в себя третью память в промежуточном временном масштабе. Структура и работа такой средневременной памяти (MTM) построена на основе механизма действия нейромедиаторов – биологически активных химических веществ, посредством которых осуществляется передача электрохимического импульса клетке через синапс. MTM обеспечивает дополнительную степень свободы, необходимую для встраивания ART в нейросетевую иерархию.

### 2 Уравнения для накопления, высвобождения и деактивации нейромедиатора.

Электрические, ионные и химические процессы, происходящие в синапсе подробно описаны в [6]. Концевые участки аксона пресинаптической клетки – терминали – непрерывно производят нейромедиаторы. Некоторые из них сохраняются в терминалях, некоторые – высвобождаются для взаимодействия с рецепторами дендрита постсинаптической клетки, а некоторые – могут переместиться во внеклеточное пространство, где разрушаются ферментом или поглощаются пресинаптическим терминалем.

На следующем рисунке схематично изображен механизм действия нейромедиаторов в синапсе между аксоном  $i$ -ой пресинаптической клетки и дендритом  $j$ -ой постсинаптической клетки.

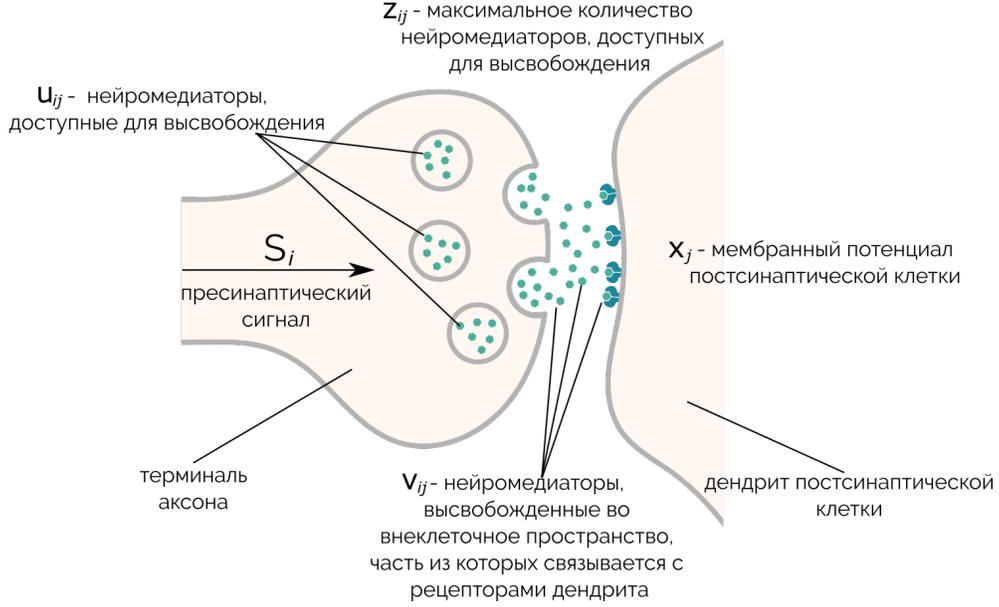


Рис. 1: Механизм действия нейромедиаторов в синапсе между аксоном и дендритом.

Пресинаптический сигнал  $S_i$  поступает в синапс. Переменная  $z_{ij}$  определяет максимальное количество доступных нейромедиаторов. В дальнейшем,  $z_{ij}$  будут весами долговременной памяти LTM нейросети ART 3. Переменная  $u_{ij}$  обозначает количество нейромедиаторов, доступных для высвобождения, максимальное количество которых может быть равно  $z_{ij}$ . Когда сигнал  $S_i$  поступает в синапс, нейромедиаторы высвобождаются. Переменная  $v_{ij}$  означает количество нейромедиаторов, высвобожденных во внеклеточное пространство, часть из которых взаимодействует с рецепторами дендрита постсинаптической клетки, а оставшаяся часть оказывается неэффективной во внеклеточном пространстве. И, наконец,  $x_j$  обозначает активность или мембранный потенциал постсинаптической клетки, то есть разницу в электрическом потенциале, возникающую между зарядами внутренней и внешней сторонами мембраны клетки.

Выпишем уравнения, описывающие динамику переменных  $z_{ij}$ ,  $u_{ij}$ ,  $v_{ij}$  и  $x_j$ :

$$\frac{du_{ij}}{dt} = (z_{ij} - u_{ij}) - u_{ij}\xi, \quad (1)$$

$$\frac{dv_{ij}}{dt} = -v_{ij} + u_{ij}\xi - v_{ij}\zeta, \quad (2)$$

$$\varepsilon \frac{dx_j}{dt} = -x_j + (A - x_j)V_j - (B + x_j)T_j. \quad (3)$$

Уравнение (1) говорит о том, что пресинаптический нейромедиатор  $u_{ij}$  накапливается до тех пор, пока его количество не достигнет максимального уровня  $z_{ij}$ . Функция  $\xi$  – скорость высвобождения нейромедиаторов, которую мы обсудим позже.

После высвобождения часть пресинаптических нейромедиаторов становятся постсинаптическими приграничными нейромедиаторами, взаимодействуя с рецепторами дендрита постсинаптической клетки. Оставшуюся часть нейромедиаторов, высвободившихся во внеклеточное пространство, мы игнорируем. Уравнение (2) говорит о том, что приграничные нейромедиаторы  $v_{ij}$  деактивируются. Функция  $\zeta$  – скорость деактивации, которая будет сигналом сброса в нейросети ART 3.

Уравнение (3) для мембранного потенциала  $x_j$  постсинаптической клетки говорит о том, что возбуждающие входящие сигналы  $V_j$  повышают  $x_j$  до максимального деполяризованного уровня, равного  $A$ , в то время, как тормозящие входящие сигналы  $T_j$  снижают  $x_j$  до минимального гиперполяризованного уровня, равного  $-B$ . Мембранный потенциал невозбужденной клетки называется потенциалом покоя. Гиперполяризация – это изменение потенциала мембраны клетки, которое делает его более отрицательным относительно потенциала

покоя, в то время, как деполяризация, наоборот, делает его менее отрицательным относительно потенциала покоя. Параметр  $\varepsilon$  мал, так как предполагается, что динамика мембранного потенциала быстрее скорости накопления нейромедиаторов, которая равна 1 в уравнении (1).

Для моделирования система (1)–(3) упрощается. А именно, пусть  $\varepsilon \ll 1$  в (3), тормозящим сигналом  $T_j$  будет функция  $\zeta$ , а возбуждающим сигналом  $V_j$  будут нейромедиаторы, высвобожденные из аксонов всех пресинаптических клеток  $i$ , попадающие на дендрит  $j$ -ой постсинаптической клетки, то есть  $\sum_i v_{ij}$ , плюс внутренние возбуждающие события, которые влияют на изменение мембранного потенциала. Функция  $\zeta$  в (2) и (3) равна либо 0, либо  $\gg 1$ . Тогда систему (1)–(3) можно упростить до следующего вида [6]:

$$\frac{du_{ij}}{dt} = (z_{ij} - u_{ij}) - u_{ij}\xi, \quad (4)$$

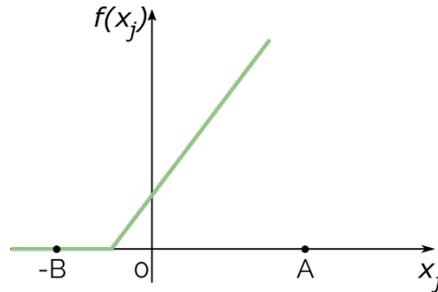
$$\begin{cases} \frac{dv_{ij}}{dt} = -v_{ij} + u_{ij}\xi, & \zeta = 0 \\ v_{ij}(t) = 0, & \zeta \gg 1, \end{cases} \quad (5)$$

$$x_j(t) = \begin{cases} \sum_i v_{ij} + \text{внутренние возбуждающие события}, & \zeta = 0 \\ 0, & \zeta \gg 1. \end{cases} \quad (6)$$

Охарактеризуем скорость высвобождения нейромедиаторов. **Гипотеза 1:** Пресинаптический нейромедиатор высвобождается со скоростью  $\xi$ , пропорциональной произведению пресинаптического сигнала  $S_i$  и некоторой функции  $f(x_j)$ , зависящей от мембранного потенциала постсинаптической клетки, то есть

$$\xi = S_i f(x_j), \quad (7)$$

где функция  $f(x_j)$  изображена на следующем рисунке.



Функция  $f(x_j)$  предполагается положительной, когда  $x_j$  находится в состоянии покоя, то есть при  $x_j = 0$ . Также предполагается, что  $f(x_j)$  равна нулю, когда  $x_j$  гиперполяризовано, и резко возрастает, когда значение  $x_j$  близко к нулю. При моделировании  $f(x_j)$  предполагается линейной для  $x_j$  больше некоторого отрицательного порога. Выбор формулы (7) формализует известный тип взаимодействия между пресинаптическими и постсинаптическими процессами участвующих в высвобождении нейромедиаторов [6].

**Гипотеза 2:** Функция  $\zeta$  деактивирует рецепторы постсинаптической клетки, с которыми взаимодействуют высвобожденные приграничные нейромедиаторы. Сигнал сброса в нейросети ART 3 интерпретируется, как присвоение большого значения скорости деактивации  $\zeta$  в уравнениях (5), (6).

### 3 Схема нейронной сети ART 3.

Нейронная сеть ART 3 состоит из трёх слоев  $F_a$ ,  $F_b$ ,  $F_c$ , каждый из которых имеет трёхуровневую структуру. На каждом уровне производятся дополнительные действия над входным вектором, которые обсудим чуть ниже. Слои  $F_a$  и  $F_b$  состоят из одинакового числа нейронов  $n_a = n_b$  и это число совпадает с размерностью входного вектора, а слой  $F_c$  состоит из  $n_c$  нейронов, которое соответствует числу классов. Связь между слоями  $F_b$  и  $F_c$  описывается динамикой химического синапса на Рис. 1. Каждая STM переменная имеет верхний индекс, указывающий слой и уровень, и нижний индекс, указывающий номер нейрона. Каждый LTM вес, а также пресинаптические и приграничные нейромедиаторы имеют верхний индекс, указывающий слой, которые они связывают, и нижний индекс, указывающий между какими нейронами происходит связь.

$I = \{I_i\}$	входной вектор
$x_i^{aL}, x_i^{bL}$	STM активность входящего нейрона $i$ уровня $L$ слоя $F_a$ и $F_b$ соответственно, $L = 1, 2, 3$
$x_j^{cL}$	STM активность входящего нейрона $j$ уровня $L$ слоя $F_c$ , $L = 1, 2, 3$
$y_i^{aL}, y_i^{bL}$	STM активность выходящего нейрона $i$ уровня $L$ слоя $F_a$ и $F_b$ соответственно, $L = 1, 2, 3$
$y_j^{cL}$	STM активность выходящего нейрона $j$ уровня $L$ слоя $F_c$ , $L = 1, 2, 3$
$g^a(y_i^{aL}) \equiv S_i^{aL}$	сигнальная функция слоя $F_a$ , $L = 1, 2, 3$
$g^b(y_i^{bL}) \equiv S_i^{bL}$	сигнальная функция слоя $F_b$ , $L = 1, 2, 3$
$g^c(y_i^{cL}) \equiv S_i^{cL}$	сигнальная функция слоя $F_c$ , $L = 1, 2, 3$
$p_k^a, p_k^b, p_k^c$	параметры слоя $F_a, F_b$ и $F_c$ соответственно, $k = 1, 2, \dots$
$r_i^b$	STM активность $i$ -го нейрона слоя $F_b$ , участвующего в критерии резонанса
$\rho$	параметр похожести
$z_{ij}^{bc}$	восходящий вес от $i$ -го нейрона слоя $F_b$ к $j$ -му нейрону слоя $F_c$
$z_{ji}^{cb}$	нисходящий вес от $j$ -го нейрона слоя $F_c$ к $i$ -му нейрону слоя $F_b$
$u_{ij}^{bc}$	пресинаптический нейромедиатор, доступный для высвобождения из $i$ -го нейрона слоя $F_b$ в $j$ -ый нейрон слоя $F_c$
$v_{ij}^{bc}$	высвобожденный приграничный нейромедиатор из $i$ -го нейрона слоя $F_b$ в $j$ -ый нейрон слоя $F_c$
$u_{ji}^{cb}, v_{ji}^{cb}$	аналогичные нейромедиаторы из $j$ -го нейрона слоя $F_c$ в $i$ -ый нейрон слоя $F_b$
$\ x\ ^2 \equiv \sum_i  x_i ^2$	норма в пространстве $L_2$ для любого $x \in L_2$
$(x, y) \equiv \sum_i x_i y_i$	скалярное произведение в $L_2$ для любых $x, y \in L_2$

Общая схема нейронной сети ART 3 показана на следующем рисунке.

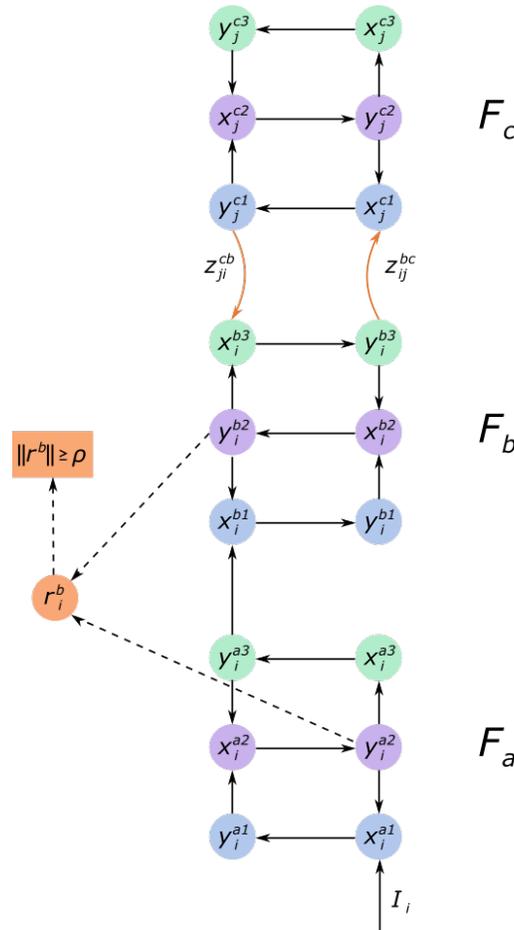


Рис. 2: Нейронная сеть ART 3. Синим, сиреневым и зеленым цветами выделены уровни в каждом слое. Черными стрелками показана зависимость STM переменных друг от друга. Оранжевыми стрелками обозначены восходящие и нисходящие LTM веса между  $i$ -ым нейроном слоя  $F_b$  и  $j$ -ым нейроном слоя  $F_c$ . Пунктирные стрелки указывают какие переменные участвуют в критерии резонанса.

Рассмотрим структуру слоя  $F_b$ . Нижний уровень считывает информацию из предыдущего слоя  $F_a$ , верхний – из последующего слоя  $F_c$ , а средний – сравнивает эту информацию и передает результаты обратно на нижний и верхний уровни. Такая структура слоя предотвращает любые изменения входящего образа на нижнем и среднем уровнях при обучении сети. Слои  $F_a$  и  $F_c$  имеют такую же трёхуровневую структуру, так как это необходимо для встраивание нейросети в многослойную архитектуру.

Аналоговые сигналы могут включать различные уровни фонового шума. Возможность выделять и усиливать похожие сигналы, встроенные в различные уровни фонового шума, является одной из основных задач нейросети ART 3. Нормализация в каждой переменной  $y_i$  и нелинейная обратная связь в каждой переменной  $x_i$  (контрастирование) определяют критерий шума и позволяют отделить сигнал от шума (подробнее можно посмотреть в [5]). Каждый уровень в слоях  $F_a$ ,  $F_b$  и  $F_c$  включает эти процессы.

Заметим, связь между слоями  $F_b$  и  $F_c$  адаптивна за счет весов  $z_{ij}$ ,  $z_{ji}$ , и двунаправленна, а связь между слоями  $F_a$  и  $F_b$  не адаптивна и однонаправленна. Такое строение предотвращает слой  $F_a$  от изменений, которые могут распространяться из верхних слоев, то есть STM представления входного вектора буферизуется. Если нейросеть ART 3 встраивается в иерархию, то слой  $F_c$  и следующий слой в иерархии также будут связаны не адаптивно и однонаправленно.

Еще одной особенностью нейронной сети ART 3 является то, что критерий резонанса определяется между слоями  $F_a$  и  $F_b$ . Когда происходит сигнал сброса и поиск новой подходящей категории, трёхуровневое строение не приводит к изменениям внутри каждого из этих слоев.

Выпишем уравнения для STM переменных  $i$ -го нейрона слоев  $F_a$  и  $F_b$ , и  $j$ -го нейрона слоя  $F_c$ .

	поле $F_a$	поле $F_b$	поле $F_c$
<b>Слой 1</b>	$x_i^{a1} = I_i + p_1^a S_i^{a2}$ $y_i^{a1} = \frac{x_i^{a1}}{p_3^a + \ x_i^{a1}\ }$	$x_i^{b1} = S_i^{a3} + p_1^b S_i^{b2}$ $y_i^{b1} = \frac{x_i^{b1}}{p_3^b + \ x_i^{b1}\ }$	$x_j^{c1} = p_1^c S_j^{c2} + p_4^b \sum_i v_{ij}^{bc}$ $y_j^{c1} = \frac{x_j^{c1}}{p_3^c + \ x_j^{c1}\ }$
<b>Слой 2</b>	$x_i^{a2} = S_i^{a1} + p_2^a S_i^{a3}$ $y_i^{a2} = \frac{x_i^{a2}}{p_3^a + \ x_i^{a2}\ }$	$x_i^{b2} = S_i^{b1} + p_2^b S_i^{b3}$ $y_i^{b2} = \frac{x_i^{b2}}{p_3^b + \ x_i^{b2}\ }$	$x_j^{c2} = S_j^{c1} + p_2^c S_j^{c3}$ $y_j^{c2} = \frac{x_j^{c2}}{p_3^c + \ x_j^{c2}\ }$
<b>Слой 3</b>	$x_i^{a3} = S_i^{a2}$ $y_i^{a3} = \frac{x_i^{a3}}{p_3^a + \ x_i^{a3}\ }$	$x_i^{b3} = S_i^{b2} + p_4^c \sum_j v_{ji}^{cb}$ $y_i^{b3} = \frac{x_i^{b3}}{p_3^b + \ x_i^{b3}\ }$	$x_j^{c3} = S_j^{c2}$ $y_j^{c3} = \frac{x_j^{c3}}{p_3^c + \ x_j^{c3}\ }$

где  $S_i^{aL} = g(y_i^{aL})$ ,  $S_i^{bL} = g(y_i^{bL})$ ,  $S_j^{cL} = g(y_j^{cL})$  – нелинейные функции. В работе [6] в качестве функции  $g$  рассматривалась следующая нелинейная функция:

$$g(s) = \begin{cases} 0, & s \leq s_1 \\ \left(\frac{s-s_1}{s_2}\right)^2, & s > s_1 \end{cases}, \quad (8)$$

где  $s_1, s_2 > 0$  – параметры. Уравнения для  $x_i^{b3}$  и  $x_j^{c1}$  имеют структуру уравнения (6), когда сигнал сброса  $\zeta = 0$ .

Выпишем дифференциальные уравнения для пресинаптических  $u_{ij}$  и приграничных  $v_{ij}$  нейромедиаторов между полями  $F_b$  и  $F_c$ .

**Уравнение для пресинаптического нейромедиатора, действующего из  $i$ -го нейрона поля  $F_b$  в  $j$ -ый нейрон поля  $F_c$ :**

$$\frac{du_{ij}^{bc}}{dt} = (z_{ij}^{bc} - u_{ij}^{bc}) - u_{ij}^{bc} p_5^c (x_j^{c1} + p_6^c) S_i^{b3} \quad (9)$$

**Уравнение для приграничного нейромедиатора, действующего из  $i$ -го нейрона поля  $F_b$  в  $j$ -ый нейрон поля  $F_c$ :**

$$\frac{dv_{ij}^{bc}}{dt} = -v_{ij}^{bc} + u_{ij}^{bc} p_5^c (x_j^{c1} + p_6^c) S_i^{b3} \quad (10)$$

Уравнение для пресинаптического нейромедиатора, действующего из  $j$ -го нейрона поля  $F_c$  в  $i$ -ый нейрон поля  $F_b$ :

$$\frac{du_{ji}^{cb}}{dt} = (z_{ji}^{cb} - u_{ji}^{cb}) - u_{ji}^{cb} p_5^b (x_i^{b3} + p_6^b) S_j^{c1} \quad (11)$$

Уравнение для приграничного нейромедиатора, действующего из  $j$ -го нейрона поля  $F_c$  в  $i$ -ый нейрон поля  $F_b$ :

$$\frac{dv_{ji}^{cb}}{dt} = -v_{ji}^{cb} + u_{ji}^{cb} p_5^b (x_i^{b3} + p_6^b) S_j^{c1}. \quad (12)$$

Заметим, уравнения (9)–(12) имеют вид уравнений, описывающих динамику процессов нейромедиатора (4), (5), когда сигнал сброса  $\zeta = 0$ , причем скорость высвобождения нейромедиаторов имеет вид (7).

Перед тем, как перейти к описанию алгоритма, установим начальные значения. Временной шаг обозначим  $\Delta t$ . Устанавливаем параметр похожести  $\rho \in (0, 1)$ . Начальные значения восходящих и нисходящих весов:

$$z_{ij}^{bc} = 0,001, \quad z_{ji}^{cb} = 0,01. \quad (13)$$

Начальные значения пресинаптических нейромедиаторов

$$u_{ij}^{bc}(0) = z_{ij}^{bc}, \quad u_{ji}^{cb}(0) = z_{ji}^{cb}. \quad (14)$$

Начальные значения приграничных нейромедиаторов

$$v_{ij}^{bc}(0) = v_{ji}^{cb}(0) = 0. \quad (15)$$

Алгоритм включает следующие этапы:

1.  $t \rightarrow t + \Delta t$ ;
2. при предъявлении сети входного вектора  $I = \{I_i\}$  для каждого нейрона поля  $F_c$  вычисляется следующая функция:

$$T_j = (z_j^{bc}, S^{b3}) = \sum_{i=1}^{n_b} z_{ij}^{bc} S_i^{b3}, \quad j = 1, \dots, n_c, \quad (16)$$

где  $z_j^{bc} = \{z_{ij}^{bc}\}$  – вектор,  $S_i^{b3} = g(y_i^{b3})$ . Чтобы сгенерировать значения  $S_i^{b3}$  используются уравнения для STM переменных  $i$ -го нейрона слоя  $F_a$  и  $F_b$ , а слой  $F_c$  считается не активным, поэтому  $v_{ji}^{cb} = 0$  в уравнении для  $x_i^{b3}$ . Далее активируется слой  $F_c$ , в нем выбирается тот нейрон, для которого значение (16) максимально, то есть

$$T_k = \max_j T_j;$$

Этот нейрон  $k$  считается "победителем";

3. для выбранного нейрона  $k$  из слоя  $F_c$  вычисляем  $u_{ik}^{bc}$ ,  $v_{ik}^{bc}$ ,  $u_{ki}^{cb}$ ,  $v_{ki}^{cb}$  на отрезке  $[t, t + \Delta t]$ , решая систему дифференциальных уравнений (9)–(12) с начальными условиями (14), (15), например, с помощью метода Эйлера. Находим значение  $u_{ik}^{bc}$ ,  $v_{ik}^{bc}$ ,  $u_{ki}^{cb}$ ,  $v_{ki}^{cb}$  в  $t + \Delta t$ .
4. определим переменную

$$r_i^b \equiv \frac{y_i^{a2} + y_i^{b2}}{p_3^a + \|y_i^{a2}\| + \|y_i^{b2}\|},$$

где  $y_i^{b2}$  вычисляется из уравнений для STM переменных слоя  $F_b$ , причем в уравнении для  $x_i^{b3}$  сумма  $\sum_j v_{ji}^{cb} = v_{ki}^{cb}$ . Проверяем условие резонанса для выбранного нейрона  $k$  из слоя  $F_c$ :

$$\|r^b\| \geq \rho. \quad (17)$$

Если условие (17) выполнено, то система пришла в состояние резонанса и входной вектор классифицирован. Номер класса соответствует номеру нейрона-победителя  $k$ . Тогда для этого нейрона  $k$  пересчитываются восходящие и нисходящие веса по следующему правилу:

$$z_{ik}^{bc}(t + \Delta t) = z_{ik}^{bc}(t) + \Delta t(x_k^{c1} - z_{ik}^{bc}(t)), \quad z_{ki}^{cb}(t + \Delta t) = z_{ki}^{cb}(t) + \Delta t(x_i^{b3} - z_{ki}^{cb}(t)).$$

Значения весов остальных нейронов остается прежним. После этого переходим на шаг 1 с обновленными весами нейрона  $k$  и начальными значениями  $u_{ik}^{bc}(t + \Delta t)$ ,  $v_{ik}^{bc}(t + \Delta t)$ ,  $u_{ki}^{cb}(t + \Delta t)$  и  $v_{ki}^{cb}(t + \Delta t)$  на следующем временном интервале.

Если (17) не выполнено, то происходит сигнал сброса, после чего происходит поиск другого подходящего нейрона и процесс повторяется с первого шага. Если критерий (17) не выполняется ни для одного нейрона из  $F_c$ , то создаем новый нейрон с весами

$$z_{i,n_c+1}^{bc}(t + \Delta t) = x_k^{c1}, \quad z_{n_c+1,i}^{cb}(t + \Delta t) = x_i^{b3} \text{ для любого } i.$$

В случае сигнала сброса процесс поиска подходящего нейрона или категории в слое  $F_c$  подробно описан в [6]. Опишем основные моменты этого процесса. Вначале, когда сигнал  $S_i^{b3}$  поступает в синапс, предполагается, что число доступных для высвобождения нейромедиаторов  $u_{ij}^{bc}$  достигло максимального значения  $z_{ij}^{bc}$ . В этом случае постсинаптическая активность  $x_j$  пропорциональна скалярному произведению  $(u_j^{bc}, S^{b3}) = (z_j^{bc}, S^{b3})$ , которое участвует в формуле (16). Представим его в виде:

$$(z_j^{bc}, S^{b3}) = \|z_j^{bc}\| \|S^{b3}\| \cos(z_j^{bc}, S^{b3}),$$

которое можно охарактеризовать, как компромисс между размером веса  $z_j^{bc}$ , измеряемым  $\|z_j^{bc}\|$ , и совпадением с входящим сигналом  $S^{b3}$ , которое измеряется углом между  $S^{b3}$  и  $z_j^{bc}$ . Может так случиться, что при нахождении функции  $\max_j T_j$  активируется тот нейрон, у которого размер веса больше, а не тот, который наиболее совпадает с входящим сигналом  $S^{b3}$ . Если выбран ошибочный нейрон  $k$ , то происходит сигнал сброса, который деактивирует те приграничные нейромедиаторы  $v_{ik}^{bc}$ , которые связывались с ошибочным нейроном, то есть  $v_{ik}^{bc} = 0$  для всех  $i = 1, \dots, n_b$ .

После волны сброса пресинаптический сигнал  $(u_k^{bc}, S^{b3}) = \sum_i u_{ik}^{bc} S_i^{b3}$  в этот ошибочный нейрон  $k$  уже не пропорционален начальному сигналу  $(z_k^{bc}, S^{b3})$  из-за истощения нейромедиаторов  $u_{ik}^{bc}$ , высвобождающихся в ошибочный нейрон. Однако, может случиться так, что временной интервал до сигнала сброса будет настолько коротким, что лишь небольшая часть нейромедиаторов  $u_{ik}^{bc}$  высвободится. И ошибочный нейрон снова может "победить". Этот процесс будет повторяться до тех пор, пока не деактивируется достаточное количество приграничных нейромедиаторов  $v_{ik}^{bc}$ , чтобы позволить другому нейрону, наиболее совпадающему с входящим сигналом  $S^{b3}$ , "победить". Иногда поиск подходящего нейрона в цикле "поиск - сигнал сброса - поиск" повторяется много раз и алгоритм сходится медленно.

В работе [8] предлагается модифицировать ART 3 с помощью ретроградного механизма высвобождения оксида азота из постсинаптического дендрита назад в аксон пресинаптической клетки. Основываясь на этом механизме, уравнение (1) примет вид:

$$\frac{du_{ij}}{dt} = (z_{ij} - u_{ij}) - u_{ij}\xi + u_{ij}x_j,$$

где дополнительное слагаемое  $u_{ij}x_j$  пропорционально  $x_j$ . Тогда в каждый временной промежуток больше нейромедиаторов  $u_{ij}$  будет высвобождено. Следовательно, сигнал сброса уменьшит весовые функциональные значения  $u_{ij}$  сильнее по сравнению с ART 3 и нейрон, наиболее совпадающий с входящим сигналом  $S^{b3}$  будет найден быстрее.

## Литература

- [1] L. E. Brito da Silva, I. El-Nabarawy, D. C. Wunsch, A survey of adaptive resonance theory neural network models for engineering applications, Neural networks: the official journal of the International Neural Network Society, 120, 2, 2019.
- [2] M.A. Cohen, S. Grossberg, D. Stork, Speech perception and production by a self-organizing neural network. In Y. C. Lee (Ed.), Evolution, learning, cognition, and advanced architectures, Hong Kong: World Scientific Publishers, 1988, 217-231.
- [3] S. Grossberg, Adaptive pattern classification and universal recoding. II. Feedback, expectation, olfaction, illusions, Biological Cybernetics, 23, 1976, 187-202.

- [4] G. A.Carpenter, S. Grossberg, A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 37, Issue 1,1987, 54-115.
- [5] G. A.Carpenter, S. Grossberg, ART 2: self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns, Applied Optics, Vol. 26, Issue 23, 1987, 4919-4930.
- [6] G. A.Carpenter, S. Grossberg, ART 3: Hierarchical search using chemical transmitters in self-organizing pattern recognition architectures, Neural Networks, Vol. 3, Issue 2, 1990,129-152.
- [7] G. A.Carpenter, S. Grossberg, D.B. Rosen, Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system, Neural Networks, Vol. 4, Issue 6, 1991, 759–771.
- [8] Peng Jia, Junsong Yin, Dewen Hu, Zongtan Zhou, Retrograde adaptive resonance theory based on the role of nitric oxide in long-term potentiation, J Comput Neurosci, N 23, 2007, 129–141.