

Ассоциативная интеллектуальная машина

В.Ю. Осипов

Аннотация. Рассматривается подход к построению перспективной интеллектуальной машины на основе специальной рекуррентной нейронной сети. Раскрываются принципы функционирования этой машины и ее архитектура. Приводится анализ смены состояний интеллектуальной машины при обработке входных структурно-сложных сигналов.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машина, нейронная сеть, ассоциации, архитектура, обработка, информация.

Введение

Одной из актуальных проблем современности выступает разработка мыслящих машин, обладающих искусственным интеллектом, соизмеримым с человеческим.

В настоящее время известно много машин, решающих задачи распознавания образов, обработки речи, прогнозирования, управления в робототехнике и другие. Однако их можно отнести к интеллектуальным (мыслящим) машинам только в узком смысле [1]. Интеллектуальные машины в широком смысле отсутствуют.

В большинстве случаев известные интеллектуальные машины построены на основе цифровых микропроцессоров. В последнее десятилетие для разработки этих машин активно начали применяться различные нейромикропроцессоры как зарубежного, так и отечественного производства [2].

Характеризуя применение цифровых микропроцессоров для создания интеллектуальных машин, следует заметить, что предельные возможности их уже обозначились. Наиболее перспективным путем является развитие нейросетевого (бионического) подхода и разработка нейромикропроцессоров, способных в широком смысле моделировать умственную деятельность человека.

Достигнутые в настоящее время результаты с применением известных моделей нейронных сетей [3-9] свидетельствуют о следующем. Для этих моделей и аппаратно-программным средств их реализации характерны узкие возможности по запоминанию структурно-сложных изменяющихся во времени сигналов, их распознаванию, ассоциированию с другими сигналами, извлечению из памяти сети и воспроизведению в исходной форме. Они не позволяют при обработке информации решать широкий спектр задач одной и той же нейронной сетью, не обеспечивают возможностей наделения машин осознанным восприятием внешнего мира и осознанного активного взаимодействия с ним.

Наибольшими возможностями по интеллектуальной обработке информации обладают рекуррентные нейронные сети [3-6]. Несмотря на ряд положительных свойств, таким известным сетям свойственен ряд недостатков. К ним относятся: быстрое размывание сигналов в рекуррентных сетях, низкий уровень устойчивости функционирования, сложность установления однозначного соответствия между входом и выходом, существенно ограниченные возможности по распознаванию и запоминанию структурно-сложных динамических сигналов.

Среди причин, обуславливающих ограниченные функциональные возможности известных рекуррентных сетей и построенных на их основе интеллектуальных машин назовем следующие:

1. Недостаточно отработаны механизмы подачи в сеть, извлечения из нее и воспроизведения в исходной форме структурно-сложных динамических сигналов.

2. Требуют дальнейшего развития модели синапсов и самих нейронов как элементов памяти сети.

3. Несовершенны структуры рекуррентных сетей. Отсутствует универсальное нейросетевое ядро.

4. Не разработаны правила управления памятью и направлением потоков единичных образов в этих сетях.

Предлагается подход к построению перспективной интеллектуальной машины на основе специальной рекуррентной нейронной сети, лишенный отмеченных недостатков.

1. Постановка задачи

В качестве основных требований к мыслящей машине выдвигаются способности воспринимать и обрабатывать широкий спектр различных по природе сигналов. При обработке сигналы должны распознаваться и запоминаться. Между ними должны устанавливаться ассоциативные связи, позволяющие отражать в памяти сети объективные закономерности наблюдаемых процессов и в дальнейшем использовать их для достижения поставленных целей. Машина должна также извлекать из памяти необходимую информацию и воспроизводить сигналы в исходной форме. Она должна быть способна решать различные интеллектуальные задачи одной и той же нейронной сетью. Выходной язык машины должен быть совместим с входным языком. Иначе говоря, две и более аналогичные машины должны быть способны общаться между собой на языке, понятном человеку.

Обобщенная структура такой машины должна включать в себя группу рецепторов (датчиков информации), искусственный «мозг» в виде нейронной сети и группу эффекторов (исполнительных устройств).

Необходимо разработать принципы функционирования и архитектуру такой машины, обладающей расширенными возможностями по интеллектуальной обработке информации в нейронной сети по сравнению с известными подходами.

2. Принципы функционирования интеллектуальной машины

При формулировке этих принципов учтем, что биологической нейронной сети, наряду с широко моделируемыми на практике свойствами, присущи также следующие:

- информация об амплитуде внешних воздействий на человека передается в мозг через частоту повторения единичных образов;

- время невосприимчивости биологических нейронов после их возбуждения существенно больше времени прохождения по ним информации;

- между электрическими зарядами в биологической нейронной сети имеют место как силы притяжения, так и силы отталкивания, которые влияют на направление потоков электрических сигналов.

Исходя из требований, предъявляемых к интеллектуальной машине, и свойств биологических нейронных сетей, предлагаются следующие принципы ее функционирования:

1. Перед подачей сигнала в сеть он должен быть разложен на составляющие в базисе, согласованном с входным слоем сети.

2. Каждую составляющую сигнала перед подачей в сеть необходимо преобразовать в последовательность единичных образов с частотой повторения как предварительно заданной функцией от амплитуды составляющей.

3. В качестве нейронной сети «мозга» такой машины рекомендуется использовать рекуррентную нейронную сеть с обратными связями, замыкающими контуры с временем задержки единичных образов, меньшим времени невосприимчивости нейронов сети после их возбуждения.

4. Сигнал в сети должен представляться в виде последовательных совокупностей единичных образов в соответствии с предварительно заданными правилами его распознавания с учетом обратных результатов обработки.

5. Сигнал в виде совокупностей единичных образов должен запоминаться на элементах сети.

6. При передаче совокупностей единичных образов от слоя к слою предлагается сдвигать их вдоль слоев с учетом текущих состояний слоев.

7. Как результаты обработки рекомендуется использовать последовательные совокупности единичных образов на выходном слое сети после обратного преобразования в соответствующие им исходные сигналы.

Реализация первого и второго принципов позволяет привести сигналы различной физической природы к одному языку, в рамках которого функционирует нейронная сеть. В качестве предварительно заданной функции от амплитуды составляющей для частоты повторения единичных образов может использоваться, например, линейная зависимость. За каждым номером последовательности при этом в общем случае должны закрепляться частотная и пространственная составляющие, свойственные исходному сигналу.

В соответствии с третьим принципом, с одной стороны, расширяются возможности по оперативному запоминанию совокупностей единичных образов в нейронной сети и исключаются ее прямые зацикливания. С другой стороны, совместно с шестым принципом обеспечивается управление памятью и направлением развития «мысли» (потока совокупностей единичных образов) в зависимости от текущих состояний смежных слоев сети.

Согласно четвертому принципу каждая совокупность единичных образов, поступающая на слой нейронов такой рекуррентной сети, порождает на выходе его новую совокупность единичных образов. Она несет в себе информацию как о текущих, так и о ранее запомненных сетью сигналах, связанных с первыми.

Запоминание сигналов в сети в соответствии с пятым принципом осуществляется как на самих нейронах, так и на их синапсах. При этом память на нейронах, которые могут находиться в состояниях ожидания, возбуждения и невосприимчивости к возбуждающим сигналам, можно рассматривать как оперативную. Память на синапсах нейронов относится к долговременной памяти.

Следуя седьмому принципу, необходимо по полученным на выходе сети совокупностям единичных образов воспроизвести соответствующие им исходные сигналы. Это осуществимо, так как между входом и выходом применяемой сети устанавливается однозначное соответствие. С учетом этого соответствия по номерам нейронов, формирующих последовательности единичных образов на выходе сети, можно определить частотные и пространственные характеристики составляющих исходного сигнала. По частотам следования и относительным задержкам единичных образов, соответственно, легко установить амплитуды и фазы этих составляющих. Затем можно воспроизвести составляющие исходных сигналов и путем их сложения восстановить исходные, например, речевые, зрительные и другие сигналы. Для определения амплитуд составляющих исходного сигнала достаточно определять текущее число единичных образов, попадающих в предварительно заданный интервал времени.

3. Архитектура «мозга» интеллектуальной машины

В соответствии с рассмотренными принципами функционирования интеллектуальная машина может иметь структуру своего «мозга» в виде двухслойной нейронной сети, представленной на Рис. 1, где приняты обозначения: ЕЗ – единичные задержки; ДС – динамические синапсы; УС – управление синапсами. Эта структура представляет собой своеобразное интеллектуальное нейросетевое ядро, имеющее самостоятельное применение. На его основе могут быть построены другие, более сложные, мыслящие конструкции.

Рассмотрим процесс интеллектуальной обработки информации в такой нейронной сети. На первый вход первого слоя подается сигнал, предварительно разложенный на составляющие, каждая из которых преобразована в требуемую последовательность единичных образов. В результате на выходе этого слоя формируются последовательные совокупности единичных образов, несущие всю информацию о входном сигнале. Информация о фазе передается через относительные задержки единичных образов.

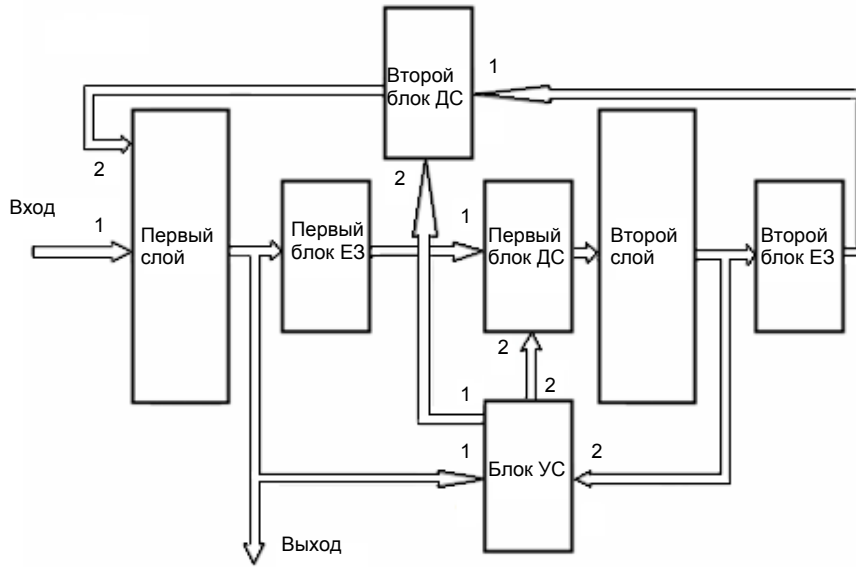


Рис. 1. Двухслойная нейронная сеть с управляемыми синапсами

Затем после задержки в первом блоке ЕЗ последовательные совокупности единичных образов поступают на первый блок ДС. Каждый единичный образ из текущей совокупности подается одновременно в первом блоке ДС на совокупность своих динамических синапсов, обеспечивающих связь каждого нейрона, породившего единичный образ, в общем случае со всеми нейронами второго слоя.

Особенность динамических синапсов в следующем. Амплитуда единичного образа на выходе каждого синапса равна амплитуде входного единичного образа, умноженной на вес $w_{ij}(t)$ синапса. Веса $w_{ij}(t)$ синапсов предлагается определять через произведение их весовых коэффициентов $k_{ij}(t)$ и функций ослабления $\beta(r_{ij}(t))$,

$$w_{ij}(t) = k_{ij}(t) \cdot \beta(r_{ij}(t)). \quad (1)$$

Весовые коэффициенты $k_{ij}(t)$ изменяются в зависимости от воздействий на синапсы единичных образов и выступают в качестве элементов долговременной памяти сети. При прохождении единичных образов через синапсы они снимают с них информацию о предыдущих воздействиях и оставляют информацию о своем появлении через изменения весовых коэффициентов. Для каждого динамического синапса,

связывающего i -й нейрон с j -м нейроном, определение весового коэффициента $k_{ij}(t)$ на момент t времени поступления на синапс очередного единичного образа через интервал времени Δt применимо правило:

$$k_{ij}(t) = \frac{2}{1 + \exp(-\gamma \cdot g_{ij}(t))} - 1, \quad (2)$$

$$g_{ij}(t) = g_{ij}(t - \Delta t) \cdot \lambda(\Delta t) + 1, \quad (3)$$

где $g_{ij}(t)$, $g_{ij}(t - \Delta t)$ - число запомненных синапсом единичных образов, соответственно, на момент времени t и $t - \Delta t$, $g_{ij}(0) = 0$; γ - положительный коэффициент; $\lambda(\Delta t)$ - функция забывания, которая при идеальной памяти равна единице.

Однако для запоминания на синапсах информации о единичных образах предлагается использовать другое правило:

$$k_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{2}{1 + \exp(-\gamma \cdot g_{ij}(t))} - 1, & \text{если нейрон возбуждается} \\ k_{ij}(t) = k_{ij}(t - \Delta t), & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (4)$$

Функции $\beta(r_{ij}(t))$ ослабления единичных образов в (1) зависят от $r_{ij}(t)$ - условной удаленности связываемых через синапсы нейронов

(условных расстояний между ними) на текущий момент времени.

Для расчета $\beta(r_{ij}(t))$ применима формула:

$$\beta(r_{ij}(t)) = \frac{1}{1 + \alpha \cdot \sqrt[h]{r_{ij}(t)}}, \quad (5)$$

где h – степень корня, чем она выше, тем шире ассоциативное взаимодействие в сети;

α – положительный постоянный коэффициент.

Например, при $h = 2$ величина α может быть равной 9,0. С учетом этого, для случая $r_{ij}(t) = 0$ имеем $\beta(r_{ij}(t)) = 1$; для $r_{ij}(t) = 1$ величина $\beta(r_{ij}(t))$ равна 0,1.

Определим $r_{ij}(t)$ для каждого динамического синапса при отсутствии управления со стороны блока УС, для чего воспользуемся изображением на Рис.2. Полагая, что расстояние 4 между слоями пренебрежимо мало, проведем расчет длины проекции 6 через ее проекции на оси Y и X по формуле

$$r_{ij} = \sqrt{\Delta x_{ij}^2 + \Delta y_{ij}^2}. \quad (6)$$

На Рис. 2 приняты обозначения: 1, 2 – связываемые синапсом нейроны; 3 – расстояние между ними; 4 – расстояние между слоями; 5 – нейрон второго слоя, имеющий тот же порядковый номер в слое, что и у нейрона 1 первого слоя; 6 – проекция связи между нейронами 1, 2 на поле второго слоя нейронов; Δy_{ij} , Δx_{ij} – проекции на оси Y и X проекции 6.

Значения Δy_{ij} , Δx_{ij} для синапсов, при отсутствии управления ими, можно рассчитать в единицах нейронов через порядковые номера связываемых нейронов во взаимодействующих слоях при заданных длинах их строк и столбцов.

Управление такими синапсами с блока УС для смещения совокупностей единичных образов вдоль слоев осуществляется путем изменения соответствующих условных расстояний $r_{ij}(t)$ между нейронами первого и второго слоев. Так, путем одновременного изменения, например, $\Delta x_{ij}(t)$ для всех синапсов второго слоя (первого блока динамических синапсов) на некоторую величину d реализуется сдвиг текущей совокупности единичных образов вдоль

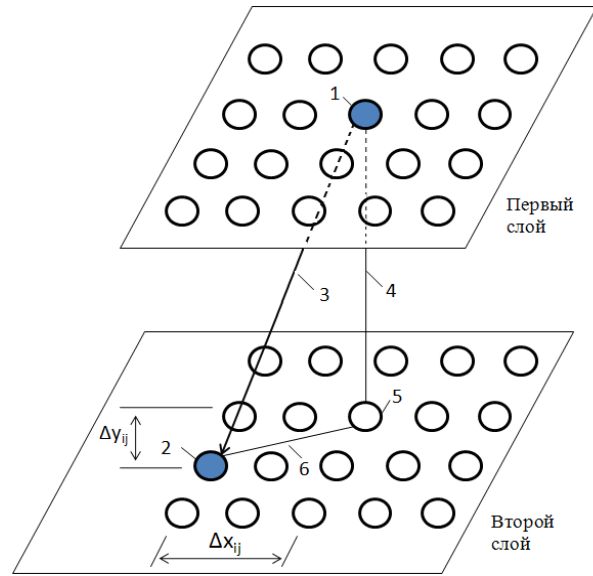


Рис. 2. Расстояние между нейронами смежных слоев

этого слоя, что эквивалентно сдвигу второго слоя относительно первого слоя. Для принятия решения в блоке УС о сдвиге очередной совокупности единичных образов, в нем сначала анализируются состояния первого и второго слоя. В случае, когда на выходе первого слоя имеет место совокупность единичных образов, которую нельзя передать на второй слой по коротким связям (синапсам с минимальным ослаблением единичных образов) из-за нахождения соответствующих нейронов второго слоя в состояниях невосприимчивости, осуществляется сдвиг этой совокупности. При этом совокупности, сдвигаемые за пределы слоя, сдвигаются относительно начала слоя на величину d . В случае, когда нет препятствий для передачи совокупности единичных образов по коротким связям, сдвиг ее не осуществляется.

В общем случае смещенные совокупности единичных образов с выхода первого блока динамических синапсов поступают на вход второго слоя нейронов.

Заметим, что все единичные образы, поступившие на один и тот же нейрон по различным синапсам, суммируются. При превышении этой суммой заданного порога возбуждения нейрона он возбуждается и на его выходе формируется единичный образ. Затем сумма обнуляется, а сам нейрон переходит в состояние невосприимчивости входных сигналов. В нем он нахо-

дится заданное время, одинаковое для всех нейронов сети, которое в нашем случае больше суммарной задержки единичных образов во всех блоках, входящих в двухслойный многопучковый контур нейронной сети.

Последовательные совокупности единичных образов с выхода второго слоя, после задержки во втором блоке ЕЗ, поступают на второй блок ДС. В этом блоке они обрабатываются таким же образом, как и в первом блоке ДС, и, сдвинутые вдоль первого слоя в соответствии с состояниями первого и второго слоев, поступают на второй вход первого слоя.

Таким образом поступающие на первый слой прямые и обратные совокупности единичных образов в нем корректно связываются, распознаются и порождают на его выходе новые совокупности единичных образов, несущие в себе информацию как о текущих, так и ранее запомненных сетью сигналах, связанных с первыми. При этом за счет соответствующих сдвигов совокупностей единичных образов вдоль слоев исключается наложение обратных результатов распознавания на прямые совокупности.

4. Пример смены состояний интеллектуальной машины

Рассмотрим более детально работу нейронной сети интеллектуальной машины с позиции смены ее состояний. Для случая подачи на вход нейронной сети сигнала с информационной структурой

«К __ О __ Т __ __ __ И __ __ __ М __ Ы __ Ш __ Ъ»

порядок смены состояний первого слоя, представлен в таблице. В этой таблице первый слой условно разделен на поля, равные величине постоянного сдвига совокупностей единичных образов. Состояние полей отражено на структурном уровне. Каждой букве соответствует своя совокупность возбужденных нейронов, которые затем переходят в состояние невосприимчивости к внешним воздействиям и обозначаются буквой со знаком отрицания.

Из таблицы видно, что после появления на втором такте на выходе первого слоя совокупности единичных образов в виде «К», сформировавшие эту совокупность нейроны на третьем

№ такта	№ поля в 1 слое													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14...
1														
2	K													
3	\bar{K}													
4	\bar{K}	K												
5	O	\bar{K}												
6	\bar{O}	\bar{K}	K											
7	\bar{O}	O	\bar{K}											
8	T	\bar{O}	\bar{K}	K										
9	\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}										
10	\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K									
11		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}									
12		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K								
13	I		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}								
14	\bar{I}		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K							
15	\bar{I}	I		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}							
16		\bar{I}		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K						
17		\bar{I}	I		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}						

18	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K					
19	\bar{M}		$\bar{И}$	$И$		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}					
20	\bar{M}	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K				
21	$Ы$	\bar{M}		$\bar{И}$	$И$		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}				
22	$\bar{Ы}$	\bar{M}	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K			
23	$\bar{Ы}$	$Ы$	\bar{M}		$\bar{И}$	$И$		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}			
24	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	\bar{M}	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K		
25	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	$Ы$	\bar{M}		$\bar{И}$	$И$		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}		
26	$\bar{Ш}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	\bar{M}	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K	
27	$\bar{Ь}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	$Ы$	\bar{M}		$\bar{И}$	$И$		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}	
28	$\bar{Ь}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	\bar{M}	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}	K
29	$\bar{Ь}$	$\bar{Ь}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	$Ы$	\bar{M}		$\bar{И}$	$И$		\bar{T}	\bar{O}	O	\bar{K}
30		$\bar{Ь}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	\bar{M}	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T	\bar{O}	\bar{K}
31		$\bar{Ь}$	$\bar{Ь}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	$Ы$	\bar{M}		$\bar{И}$	$И$		\bar{T}	\bar{O}	O
32			$\bar{Ь}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	\bar{M}	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T	\bar{O}
33			$\bar{Ь}$	$\bar{Ь}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	$Ы$	\bar{M}		$\bar{И}$	$И$		\bar{T}	\bar{O}
34				$\bar{Ь}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ш}$	$\bar{Ы}$	\bar{M}	M		$\bar{И}$		\bar{T}	T

и четвертом тактах, находятся в состояниях невосприимчивости. Совокупность единичных образов «К» на выходе первого слоя через один такт порождает на выходе второго слоя аналогичную совокупность «К».

Когда нет препятствий для возбуждения нейронов второго слоя нейронами первого слоя по коротким связям на втором слое возбуждаются нейроны с теми же порядковыми номерами, что и в первом слое. После возбуждения все нейроны переходят в состояния невосприимчивости. Сформированная на третьем такте на выходе второго слоя совокупность единичных образов «К» порождает на четвертом такте первого слоя аналогичную совокупность «К», но уже смещенную вправо. Заметим, что слева от этой совокупности имеет место совокупность нейронов со структурой « \bar{K} », находящихся в состояниях невосприимчивости.

На пятом такте на выходе первого слоя появляется совокупность «О», порожденная входным сигналом. Совокупность «О» аналогичным образом изменяет состояния первого и второго слоев.

При этом параллельно продолжается обработка смещенной совокупности «К» и так далее. В результате после завершения подачи на вход сети сигнала с информационной структурой

«К __ О __ Т __ __ И __ __ М __ Ы __ Ш __ Ъ»

нейронная сеть не только запоминает этот сигнал на синапсах нейронов, но и держит, не разрушая в своей оперативной памяти. Так, наблюдая только за отдельными полями первого слоя на протяжении 34 тактов, можно прочесть введенное в сеть сообщение, которое содержится в ее оперативной памяти.

В случае, когда сеть воспринимала ранее информацию, которая в усеченном виде снова поступила в нее, особенность порождения новых совокупностей единичных образов можно пояснить, используя Рис. 3 (а, б). На Рис. 3 а показана схема смены состояний слоев нейронов при изначально ненулевой памяти, когда идет обработка в сети информации, совпадающей с ранее запомненной. Из этой схемы видно, что одновременно обрабатываемые совокупности единичных образов, как и отдельные

обработке, например, речевых сигналов без пространственной составляющей первый слой нейронов достаточно разбить на поля и подполя, закрепляемые за отдельными спектральными составляющими, и также обеспечить необходимые сдвиги совокупностей единичных образов для первого и второго слоев.

После обучения рассматриваемой интеллектуальной машины правилам решения различных творческих задач она будет успешно справляться с ними. Такое обучение осуществимо по принципу обучения от элементарных основ (распознавания образов и освоения речи) до высших уровней (решения сложных творческих задач). Преимущества такого обучения в следующем. Сформировав базовую основу знаний в одной интеллектуальной машине, ее можно успешно копировать на другие машины путем задания для них начальных параметров долговременной памяти.

В качестве творческих задач для таких интеллектуальных машин, например, могут выступать синхронный перевод речи с одного языка на другой, поведение роботов в непредсказуемых ситуациях и другие. Возможно также решение вычислительных задач в соответствии с изученными правилами, как это делает человек.

Проводилось математическое моделирование предлагаемой интеллектуальной машины в среде MatLab. Результаты этого моделирования при одинаковом числе нейронов в каждом из двух слоев от 400 до 900 полностью подтвердили описанные выше возможности.

Заключение

1. Разработаны принципы функционирования и архитектура ассоциативной интеллектуальной машины, позволяющей моделировать мыслительную деятельность человека в широком диапазоне.

2. В качестве искусственного «мозга» такой машины предложено использовать специальную рекуррентную нейронную сеть с управляемыми динамическими синапсами.

3. Показано, что структура сигналов, введенных в сеть, в ней не разрушается.

4. В предложенной интеллектуальной машине устанавливается однозначное соответствие между ее входом и выходом.

5. Предложенные научно-технические решения по интеллектуальной обработке информации в нейронной сети могут найти широкое применение как для разработки перспективных нейромикропроцессоров, так и для построения в целом мыслящих машин и систем.

Литература

1. Захаров В.И. Интеллектуальные системы управления: основные понятия и определения // «Известия Академии наук». «Теория и системы управления». № 3, 1997.
2. Ручкин В.Н., Фулин В.А. Универсальный искусственный интеллект и экспертные системы. – СПб.: БХВ-Петербург, 2009. – 240 с.
3. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учебное пособие для вузов / Общая ред. А.И.Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 с.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с английского И.Д. Рудницкого. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1103 с.
6. Jim-Shih Liaw, Theodore W. Berger. Dynamic synapse for signal processing in neural networks. United states Patent. No.: US 6,643,627 B2. Nov.4, 2003.
7. Карпов В.Э., Вальцев В.Б. Динамическое планирование поведения робота на основе сети «интеллектуальных» нейронов // Искусственный интеллект и принятие решений. № 2, 2009.
8. Ткаченко К.И. Патентуемые нейросетевые решения // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. № 4, 2009.
9. Алакоз Г.М., Светлов Р.В. Машина Тьюринга как ассоциативная нейроЭВМ // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. № 5, 2009.

Осипов Василий Юрьевич. Ведущий научный сотрудник Санкт-Петербургского института информатики и автоматизации РАН. Окончил Высшее военно-морское училище радиоэлектроники им. А.С.Попова в 1981 году. Доктор технических наук, профессор. Автор более 100 научных работ. Область научных интересов: интеллектуальные системы, моделирование, информационная безопасность. E-mail: osipov_vasily@mail.ru.