

УДК 004.272.25, 004.622

Г.А. Прокопович

## МОДЕЛЬ НЕЙРОСЕТЕВОЙ АССОЦИАТИВНОЙ ПАМЯТИ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ МАНИПУЛЯТОРОМ

*Рассматривается проблема управления динамическими системами, обладающими большим числом степеней свободы, на примере шестизвенного антропоморфного манипулятора UNIMATE PUMA-762. Предлагается модель нейросетевой ассоциативной памяти, основанной на записи иерархической последовательности движений манипулятора с помощью синаптических весов нейроподобной сети «двунаправленная ассоциативная память». Проводится ряд численных экспериментов, доказывающих возможность реализации схемы позиционного управления с помощью предложенной нейросетевой модели памяти.*

### Введение

Быстрый рост числа и разнообразия роботов в последнее время объясняется их большими функциональными возможностями для применения не только в науке и промышленности, но и в социально значимых сферах.

Как правило, робот состоит из двух основных частей – исполнительных систем (эффекторов) и информационно-управляющей системы, снабженной сенсорами. Общий вид робота зависит от системы координат, в которой манипулятор со схватом совершает рабочие операции; количества манипуляторов; конструкции опор крепления или устройств передвижения; типов двигателей и источников энергии [1].

В настоящее время основным типом манипуляционных систем роботов являются механические манипуляторы, оснащенные рабочим органом, причем для перемещения в пространстве рабочей зоны им достаточно трех степеней подвижности. Однако для расширения манипуляционных возможностей и реализации более сложных траекторий движения, например с обходом препятствий, а также для повышения быстродействия манипуляторы обычно снабжают несколькими избыточными степенями подвижности. Подобные манипуляторы необходимы как в промышленности, так и для работы в экстремальных условиях.

Для большинства роботов каждое звено приводится в движение от своего привода. Взаимодействие звеньев обеспечивается системой управления, задачей которой является быстрое и точное формирование управляющих команд. Поэтому робот должен быть снабжен системой управления, состоящей из блока памяти, в котором записаны программы перемещения всех звеньев, а также вычислительным блоком, который должен последовательно извлекать из блока памяти соответствующие координаты.

Стандартными задачами для современного робота являются манипулирование деталями и предметами, определение состояния внешней среды и перемещение в пространстве, осмысление и принятие решений, а также участие в диалоге с человеком-оператором. Несмотря на большие успехи развития информатики и робототехники, с технической точки зрения реализация указанных функций очень сложна даже при последовательном их выполнении.

### 1. Постановка задачи

Целью данной работы является разработка антропоморфной системы управления манипулятором промышленного робота, обладающей такими качествами, как адаптивность и способность к самоорганизации. Под адаптивностью понимается возможность смены одной пространственной траектории движения манипулятора на другую при изменении внешних условий, а под самоорганизацией – возможность самостоятельного изменения внутренней структуры системы управления, что позволит ей обучаться новым траекториям не с помощью программного добавления новых координат, а по примерам. Таким образом, для достижения указанной цели была поставлена задача разработать и исследовать нейроподобную модель памяти для системы управления манипулятором.

Головной мозг и нервная система человека устроены таким образом, что для воспроизведения заранее заученных действий не требуется знать последовательность и величину усилий каждой из огромного числа участвующих в процессе движения мышц. Как правило, это достигается автоматическим извлечением из памяти управляющих сигналов для соответствующих групп мышц [2]. Однако на пути создания роботов, обладающих подобными свойствами, специалисты встретились со значительными трудностями, которые с помощью современных методов управления и обработки информации до сих пор еще не преодолены.

Одним из возможных способов управления такими сложными системами является использование нейроконтроллеров, архитектура которых функционирует по аналогии с нервной системой живых организмов [3–6]. Данное направление связано с построением моделей искусственных нейронных сетей, состоящих из элементарных функциональных элементов, напоминающих нервные клетки мозга. Важная особенность нейросетевых систем состоит в параллельной и распределенной обработке информации.

Традиционными областями применения искусственных нейронных сетей являются задачи управления, распознавания образов и звуков, прогнозирования, цифровой обработки сигналов, эмуляции ассоциативной памяти. При этом изучению ассоциативной памяти уделяется большое внимание, так как на основе наблюдений и опытов выдвигаются теории, что именно этот процесс является одним из главных принципов эффективной обработки информации мозгом живых существ [7–9]. Более того, наблюдения и исследования различных типов поведения живых организмов показывают, что они больше зависят от свойств и возможностей самой памяти, чем от степени возможностей оперирования с ее содержимым или от возможности преобразования хранящейся в ней информации [10]. Другими словами, организация сложных форм поведения зависит от организации работы механизмов памяти.

## 2. Гетероассоциативная память как среда для обработки информации

Информация в головном мозге человека хранится распределенно с помощью формирования пространственных образов на большом количестве взаимосвязанных нейронов, которые функционируют почти параллельно [7]. С одной стороны, в распределенной памяти каждый запоминающий элемент или участок запоминающей среды содержит следы множества образов, т. е. имеет место пространственное наложение запоминаемых образов. С другой стороны, каждый элемент записываемой информации распределяется по большой области запоминающей среды. Это приводит к тому, что, несмотря на присутствие в выходных образах естественных шумов и искажений, они оптимально корректируются относительно всего объема информации, содержащейся в ключевом образе [11].

Благодаря ассоциативным свойствам память человека имеет огромную емкость и способна к адаптивной селекции поступающей информации [8]. Среди известных моделей, описывающих принципы работы ассоциативной памяти, можно выделить искусственную нейронную сеть Б. Коско, или двунаправленную ассоциативную память (ДАП) [12, 13]. Сеть ДАП, как и широко известная сеть Хопфилда, способна к обобщению, вырабатывая правильные реакции даже на искаженные входы. Данные сети показывают, каким образом в принципе может быть организована память, состоящая из коллектива недостаточно надежных элементов. Однако сеть Хопфилда является автоассоциативной. Это означает, что входной образ может быть завершен или исправлен, но не может быть ассоциирован с другим образом. Данный факт является результатом одноуровневой структуры ассоциативной памяти, в которой выходной вектор генерируется на тех же нейронах, на которые поступает входной вектор.

Двухслойная сеть ДАП является гетероассоциативной, когда входной вектор  $X^{(n)}$  поступает на один набор нейронов, а соответствующий выходной вектор  $Y^{(m)}$  с помощью матрицы весов  $W_{m \times n}$  вырабатывается на другом наборе нейронов. После этого полученный вектор-отклик  $Y^{(m)}$  через элементы обратной связи  $t_A$  и синаптические веса матрицы  $W_{m \times n}^T$  взаимодействует с первым слоем нейронов, в результате чего восстанавливается ключевой вектор  $X^{(n)}$ . Поэтому обученная сеть ДАП на поступающие двоичные ключевые векторы, обладающие общими характерными признаками, вырабатывает на выходе один и тот же вектор-отклик, т. е. наблюдается процесс адресации памяти по ее содержанию.

Используя принципы функционирования сети ДАП, а также теорию адаптивного резонанса С. Гроссберга [14], в статье [15] автором предложен гибридный нейросетевой классификатор с функцией дообучения, на основе которого в [16] был разработан нейросетевой блок памяти для интеллектуальной системы управления автономным мобильным роботом. Основным назначением указанного блока памяти является установление ассоциативных причинно-следственных связей между внешними возбуждающими признаками, действующими на объект, и его ответной реакцией. В результате сигнал о наличии возбуждающего признака, которым может быть графический образ, звук или данные тактильных датчиков, должен замещать собой весь объект, т. е. вызывать представление о целом объекте, которому присущ данный признак.

Дальнейшим развитием идей использования сети ДАП стала итерационная модель нейросетевой ассоциативной памяти, которая может применяться для записи, хранения и обработки информации в виде ассоциативных последовательностей [17]. Суть предложенной модели заключается в том, что сеть ДАП способна запоминать бинарные образы, длина которых многократно превышает размер ее входного нейронного слоя. Это достигается благодаря использованию нового способа функционирования, а также соответствующего алгоритма предобработки начальных данных.

Предложенная модель функционирования сети ДАП отличается от классической тем, что в сеть добавляется дополнительная обратная связь  $B$  (рис. 1), которая идет от второго слоя к первому напрямую через элементы задержки  $t_B$ , не взаимодействуя с весовой матрицей синаптических связей  $W_{m \times n}^T$ . При этом следует учесть, что введение обратной связи  $B$  требует от сети, чтобы число выходных нейронов равнялось числу входных нейронов, т. е.  $m = n$ . Процесс генерации информации внутри сети остался без изменений [17].

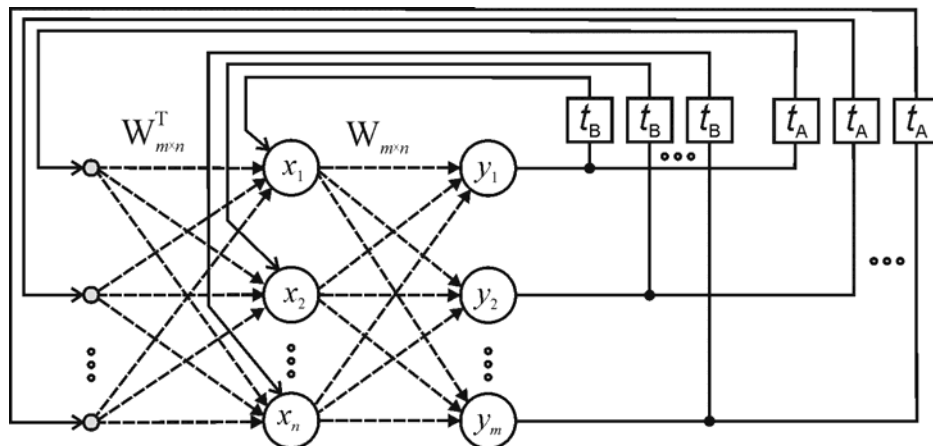


Рис. 1. Обобщенная структура сети ДАП

Алгоритм предобработки (секционирования) входных данных заключается в представлении запоминаемого бинарного вектора  $\mathbf{X}^{(p)} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_p)^T$ , содержащего некую информацию, в виде последовательности  $k$  уникальных векторов  $\mathbf{x}_i$  меньшей, но одинаковой длины  $n$  (рис. 2, а и б). По предложенному алгоритму величины  $k$  и  $n$  выбираются исходя из следующих условий:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i \neq \mathbf{x}_j, i \neq j, i, j = \overline{1, k}; \\ n = p/k; \\ p \bmod k = 0, \end{cases} \quad (1)$$

где  $n$  – число нейронов во входном слое сети ДАП.

Предложенный метод записи информации заключается в запоминании вектора  $\mathbf{X}^{(p)} = \mathbf{x}_1 \oplus \mathbf{x}_2 \oplus \mathbf{x}_3 \oplus \dots \oplus \mathbf{x}_k = \bigoplus_{i=1}^k \mathbf{x}_i$  как замкнутой последовательности пар уникальных векторов

$x_1 \rightarrow x_2, x_2 \rightarrow x_3, \dots, x_{k-1} \rightarrow x_k$  и  $x_k \rightarrow x_1$  с помощью сети ДАП (рис. 2, в). Таким образом, обученная сеть ДАП при вводе в нее вектора  $x_i$  на выходе сгенерирует вектор  $x_{i+1}$ . В результате реализуется отображение специального вида  $x_{i+1} = F(x_i)$ , причем  $x_1 = F(x_k)$ , где  $k$  – количество информационных блоков, на которые был разбит первоначальный вектор  $X^{(p)}$ . Другими словами, носителями информации являются предельные циклы фазового пространства состояний сети ДАП. В качестве примера на рис. 2 показан процесс записи вектора  $X^{(12)}$ , разбитого на четыре равные части.

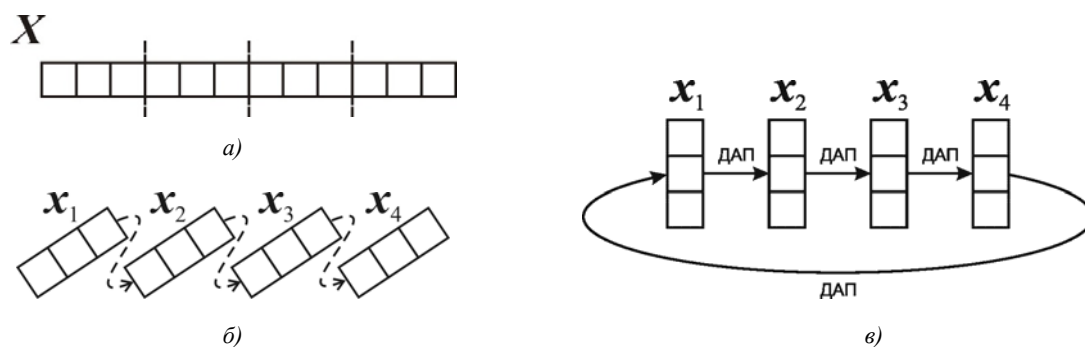


Рис. 2. Запись вектора  $X$  по предложенному методу: а) и б) подготовка; в) запись

После проведенного процесса обучения сеть ДАП способна восстанавливать и идентифицировать вектор  $X^{(p)}$  по любому известному ключевому вектору  $x_i$ . Так как итерационный процесс извлечения информации является циклическим, предложенный метод регламентирует и правило останова. Процесс распознавания считается успешно завершенным, если за конечное число итераций на выходе сети ДАП появится вектор, идентичный ключевому. Если описанное правило не выполняется, то считается, что начальная точка не попала в зону аттрактора фазового пространства состояний сети ДАП.

Благодаря тому что сеть ДАП работает с бинарными векторами, она способна хранить, восстанавливать и обрабатывать информацию различных типов. Это могут быть как текстовые, так и графические данные, предварительно закодированные в бинарный вид. Таким образом, описанную итерационную модель ассоциативной памяти в некотором роде можно считать универсальной средой обработки информации.

### 3. Позиционная система управления на основе нейросетевой модели достижения цели

Анализ процесса итерационного извлечения информации с помощью описанной выше модели ассоциативной памяти позволяет заметить наличие строгой зависимости порядка следования информационных блоков. Поэтому в работе [18] было предложено использовать данные свойства для имитации поведения реальных динамических систем, характеризующихся вертикальной иерархической структурой. В указанной модели предполагается, что для достижения системой управления роботом какой-либо цели она может быть разбита на иерархию подцелей, которые представляют собой набор элементарных действий эффекторов, подкрепленных соответствующими ответными значениями показаний рецепторов. Полученная последовательность элементарных действий должна быть записана в гетероассоциативную память в виде последовательностей ассоциируемых друг с другом векторных пар типа стимул-отклик. Преимуществом описываемой модели достижения цели является простота реализации, а также наличие адаптивных свойств, заключающихся в простой схеме корректировки подцелей.

В качестве примера иерархического поведения динамических систем можно привести тривиальную задачу из повседневной жизни, когда человеку требуется взять рукой стакан со стола. Несмотря на кажущуюся простоту, в процессе реализации потребуется выполнение ряда последовательных действий, заключающихся в сокращении и расслаблении определенных групп мышц плеча, предплечья, локтя, кисти и пальцев руки. Если всю траекторию движения руки разбить на ряд характерных точек, то сочетания величин напряжения всех мышц в каждой из характерных точек будут различны. Другими словами, чтобы кисть руки попала в конкретную точку пространства, головной мозг должен послать различным группам мышц строгую



будет воздействовать на исполнительные механизмы и изменять их пространственное положение. Блок СР сравнивает реальные значения  $\Theta$ , полученные из блока С, и ожидаемые, которые к нему поступают из ГАП. Если реальные значения  $\Theta$  с определенной степенью точности совпадут с заданными от ГАП, блок СР выдаст положительный сигнал блоку Ш. При получении положительного сигнала Ш позволит передать текущие данные от С на вход ГАП в таком виде, который понимает ГАП. В результате этого через элемент единичной задержки  $\Delta t$  замкнется обратная связь и на выходе блока ГАП появится уже второй информационный вектор. Аналогичным образом, если будет достигнут промежуточный результат и блок СР выдаст положительный сигнал, второй информационный вектор извлечет из ГАП третий и т. д.

Во избежание непредусмотренных действий обучение модели производится таким образом, чтобы последний информационный блок не возбуждал в ГАП новых управляющих сигналов. В итоге предложенная модель гетероассоциативной памяти позволяет генерировать строго определенную последовательность управляющих сигналов, которые могут быть интерпретированы как инструкции к выполнению каких-либо активных действий различными техническими устройствами.

#### 4. Эксперименты

С целью доказательства работоспособности предложенной модели памяти для управления манипулятором было решено провести ряд численных экспериментов, которые потребовали решения следующих задач:

- выбор соответствующего объекта, обладающего достаточно большим количеством степеней подвижности и точной математической моделью;
- выбор способа кодирования пространственных паттернов объекта в бинарный вид;
- определение максимального числа пространственных паттернов, которые могут безошибочно восстанавливаться из сети ДАП, чтобы реализовать максимально гладкую траекторию перемещения схвата между крайними точками.

Для проведения эксперимента в качестве исследуемого объекта был выбран промышленный робот-манипулятор UNIMATE PUMA-762. Выбор данной модели был обусловлен не только тем, что семейство роботов PUMA хорошо известно и широко используется на отечественных предприятиях, но и благодаря его антропоморфному строению, которое имеет шесть вращательных степеней подвижности (не считая схвата).

Эксперимент проводился в два этапа. На первом этапе с помощью виртуального пульта управления задавались начальные и конечные положения звеньев манипулятора (рис. 4, *а* и *б* соответственно), который вычерчивает в пространстве кривую, представляющую собой часть окружности. Начальные и конечные значения углов для каждой степени подвижности были записаны на электронный носитель (таблица). Эксперимент проводился на компьютерной трехмерной модели робота PUMA-762, реализованной в пакете MatLab [19].

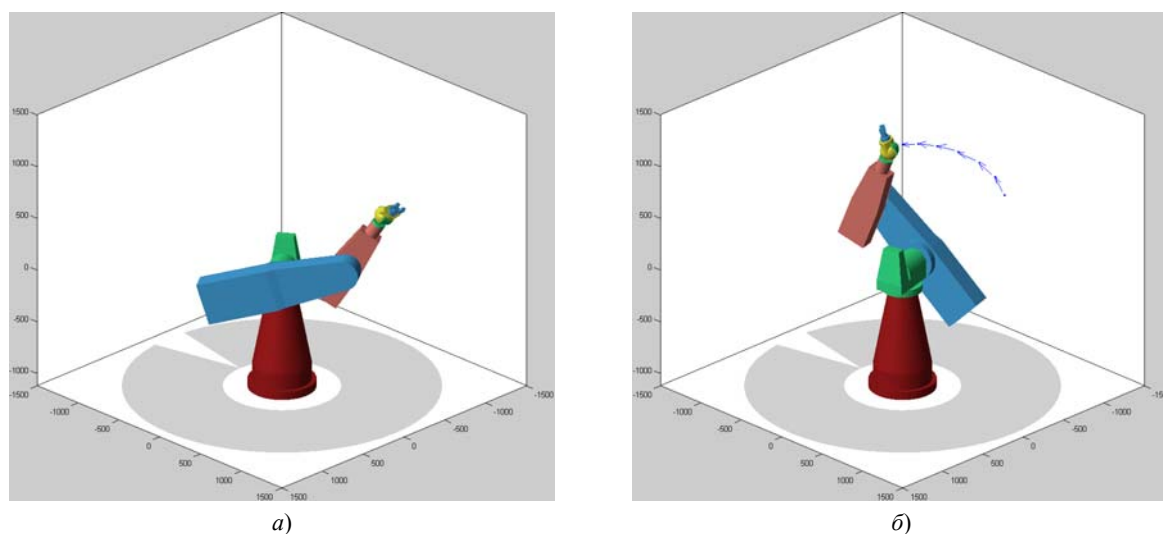


Рис. 4. Положения звеньев манипулятора: *а*) начальные; *б*) конечные

Второй этап эксперимента заключался в непосредственном моделировании позиционного способа управления, описанного в предыдущем разделе, согласно которому звенья манипулятора должны совершать вращательные движения и повторять заранее записанную траекторию. Для этого в предложенную нейросетевую модель памяти требовалось записать соответствующие паттерны пространственной траектории. Как уже говорилось выше, в позиционных системах управления не регламентируется положение звеньев между крайними точками во время движения. Поэтому промежуточные точки траектории было решено выбирать таким образом, чтобы в плоскости вращения каждого звена они равно отстояли друг от друга.

Значения положений звеньев манипулятора

Положение	Номер звена					
	1	2	3	4	5	6
Начальное, °	105,04	-134,81	-23,93	-165,48	37,36	-168,37
Конечное, °	-56,23	-162,82	-49,74	123,28	29,55	-26,11

В качестве примера на рис. 5, а показано последовательное изменение значений углов поворота подвижных звеньев манипулятора, которые образуют пространственную траекторию, состоящую из 19 отрезков, между двумя заданными в таблице крайними точками. Следует учесть, что в эксперименте по моделированию позиционного управления манипулятором не учитывалось время движения его звеньев.

По принятому методу кодирования каждый пространственный паттерн представляется бинарным вектором, состоящим из значений шести углов основных звеньев манипулятора. Далее значения углов округлялись до десятых и переводились с помощью двоичной системы счисления в вектор длиной 8 бит, а направление вращения кодировалось двумя битами: знак «-» – битами 00 и 01, а «+» – соответственно 10 и 11. Избыточность необходима для уменьшения влияния шумов в сети ДАП. Таким образом, блок ГАП реализуется на основе нейросети ДАП, состоящей из 60 нейронов и имеющей соответственно весовую матрицу  $W_{60 \times 60}$ .

Однако с помощью выбранного способа кодирования сеть ДАП способна качественно восстановить лишь небольшое число паттернов. Это связано со спецификой работы рекуррентных искусственных нейронных сетей, обучаемых по правилу Хэбба [6]. Их функционирование очень сильно зависит от степени корреляции между запоминаемыми образами [11, 13]. Сеть ДАП, как и сеть Хопфилда, имеет свое теоретическое ограничение на число запоминаемых образов, которое составляет  $V_{\text{ДАП}} \leq \frac{n}{4 \log n}$ , где  $n$  – число нейронов в слое [20]. Таким образом,

при выбранной в данной работе кодировке сеть ДАП способна восстановить не более двух образов ( $V_{\text{ДАП}} = 2,54 \approx 2$ ). В связи с этим часто применяются дополнительные ортогональные преобразования, которые увеличивают число запоминаемых образов [6].

Для решения указанной проблемы, т. е. декорреляции входных и выходных векторов, была модифицирована сеть ДАП путем добавления промежуточного слоя, состоящего из 24 элементов. В итоге получилась трехслойная сеть, синаптические связи которой содержатся в двух весовых матрицах  $W'_{60 \times 24}$  и  $W''_{24 \times 60}$ . Это позволило значительно увеличить емкости памяти и приступить к выполнению запланированных экспериментов. Так как увеличение емкости памяти искусственных нейронных сетей является отдельным направлением и не является целью текущей работы, устройство и принцип действия предложенной модификации более подробно будут рассмотрены в следующих работах.

Чтобы определить максимальное число паттернов, необходимых для реализации максимально гладкой траектории перемещения схвата между крайними точками, было решено последовательно уменьшать число запоминаемых образов путем деления пройденной траектории на меньшее число промежуточных точек. Полученные результаты (рис. 5, б-г) демонстрируют качество ассоциативного извлечения последовательности образов длиной 18, 16 и 14 образов соответственно.

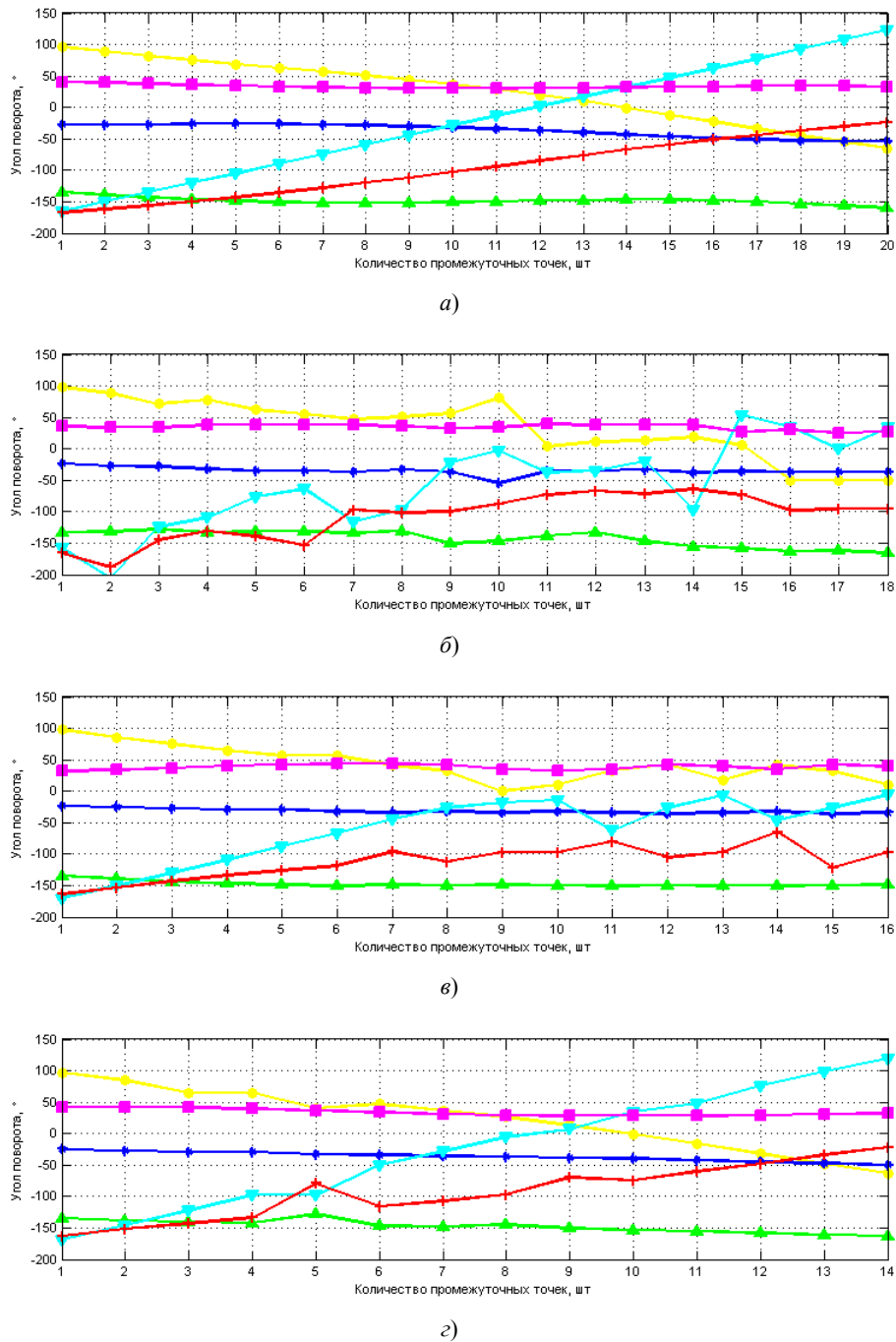


Рис. 5. Значения численного эксперимента

Как видно из графиков, деление траектории на 18 точек позволяет качественно восстанавливать из предложенной итерационной модели ассоциативной памяти только пять первых пространственных паттернов. Если в память записать 16 образов, то качественно могут восстановиться уже 10 первых образов. И только при записи 14 образов можно наблюдать почти 100%-е совпадение крайних положений манипулятора. Таким образом, поставленная задача позиционного управления манипулятором может быть решена при помощи гетероассоциативной памяти. Эмпирическим путем было найдено, что для описанного примера число образов, на которое делится траектория движения, не должно превышать  $0,23n$ , где  $n$  – число входных нейронов и одновременно длина вектора, содержащего информацию о соответствующих пространственных паттернах.



### Заключение

В работе рассматривалась возможность моделирования такой важной функции памяти головного мозга живых организмов, как хранение данных и программ управления эффекторами. Предложена схема позиционного управления, основанная на нейросетевой модели памяти, способная к ассоциативной записи и последующему воспроизведению состояний различных динамических систем.

Численные эксперименты показали возможность решения поставленной задачи управления манипулятором с помощью нейросетевой модели памяти, основанной на сети ДАП. При некотором оптимальном подборе параметров  $p$  и  $k$  системы (1) предложенная схема позиционного управления позволила безошибочно переместить рабочий орган манипулятора в заданную пространственную точку. В проводимых экспериментах размер входного слоя  $n$  оставался фиксированным и равнялся длине бинарных векторов, кодирующих паттерны пространственного положения звеньев манипулятора. Полученные результаты также показали, что неоптимальный подбор параметров  $p$  и  $k$  приводит к накоплению ошибки в процессе извлечения информационных блоков, состоящих из значений углов между звеньями.

В связи с этим целью дальнейших исследований является решение ряда задач, включающих выбор универсальных способов кодирования и представления состояний исследуемых объектов, а также определение точности и надежности используемых ассоциативных сетей, выбранных в качестве блока гетероассоциативной памяти. Немаловажной темой дальнейших исследований является биологическая интерпретация блока сравнения в предложенной модели моторной памяти.

### Список литературы

1. Юревич, Е.И. Основы робототехники / Е.И. Юревич. – СПб. : БХВ-Петербург, 2010. – 416 с.
2. Хакен, Г. Принципы работы головного мозга: синергетический подход к активности мозга, поведению и когнитивной деятельности / Г. Хакен. – М. : ПЕРСЭ, 2001. – 351 с.
3. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Н.М. Амосов [и др.]. – Киев : Наукова думка, 1991. – 272 с.
4. Галушкин, А.И. Теория нейронных сетей / А.И. Галушкин. – М. : ИПРЖР, 2000. – 415 с.
5. Сигеру, О. Нейроуправление и его приложения / О. Сигеру, Х. Марзуки, Ю. Рубия. – М. : ИПРЖР, 2000. – 272 с.
6. Головкин, В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4 : учеб. пособие для вузов / В.А. Головкин ; под общ. ред. Л.И. Галушкина. – М. : ИПРЖР, 2001. – 256 с.
7. Прибрам, К. Языки мозга / К. Прибрам. – М. : Прогресс, 1975. – 464 с.
8. Кохонен, Т. Ассоциативная память / Т. Кохонен. – М. : Мир, 1980. – 240 с.
9. Associative Processing and Processors / ed. A. Krikelis, C.C. Weems. – IEEE Computer Science Press, 1997. – 349 p.
10. Гаазе-Рапопорт, М.Г. От амебы до робота: модели поведения / М.Г. Гаазе-Рапопорт, Д.А. Поспелов. – М. : Наука, 1987. – 288 с.
11. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
12. Kosko, B. Bidirectional associative memories / B. Kosko // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1988. – Vol. 18, № 1. – P. 49–60.
13. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен. – М. : Мир, 1990. – 240 с.
14. Grossberg, S. Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance / S. Grossberg // Cognitive Science. – 1987. – Vol. 11. – P. 23–63.
15. Прокопович, Г.А. Адаптивный нейросетевой классификатор / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2009. – № 3 (23). – С. 68–81.
16. Прокопович, Г.А. Нейросетевой блок памяти для адаптивной работы сложных технических систем в динамической среде / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2010. – № 2 (26). – С. 54–65.

17. Прокопович, Г.А. Применение гетероассоциативных нейронных сетей для записи и восстановления информации / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2012. – № 2 (34). – С. 38–49.
18. Прокопович, Г.А. Нейросетевая ассоциативная модель достижения цели / Г.А. Прокопович // Сборник тезисов XVIII Междунар. науч. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых «Ломоносов-2011», секция «Вычислительная математика и кибернетика». – М. : МАКС Пресс, 2011. – С. 91–93.
19. Riley, D. 3D Puma Robot Demo // MATLAB Central [Электронный ресурс]. – 16 августа 2011. – Режим доступа : <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/14932-3d-puma-robot-demo>. – Дата доступа : 07.02.2012.
20. The capacity of the Hopfield associative memory / R.J. McEliece [et al.] // IEEE Transactions on Information Theory. – 1987. – Vol. 33, № 4. – P. 461–482.

Поступила 20.02.12

*Объединенный институт проблем  
информатики НАН Беларуси,  
Минск, Сурганова, 6  
e-mail: bigznich@tut.by*

**R.A. Prakapovich**

**NEURONET ASSOCIATIVE MEMORY MODEL  
FOR THE ROBOT MANIPULATOR CONTROL**

The control problem of dynamic systems possessing a large number of motion freedoms is considered on the example of six-member anthropomorphic manipulator UNIMATE PUMA-762. A model of the neural associative memory is proposed, which is based on recording hierarchical sequence of manipulator movements with the aid of the synaptic weights of a neural bi-directional associative memory network. A number of numerical experiments is conducted that prove the possibility of solving the problem using the proposed neural network model of memory.